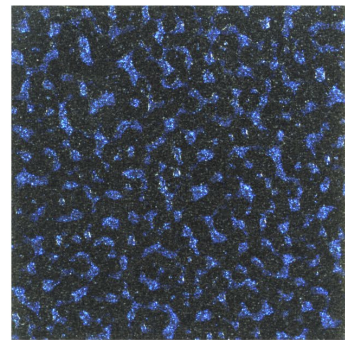
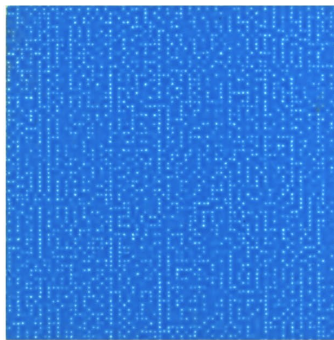


Felipe Clement Fernandes

Entwicklung von gedruckten stochastischen Identifikationsmerkmalen



Dissertation



TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
DARMSTADT

Entwicklung von gedruckten stochastischen Identifikationsmerkmalen

**vom Fachbereich Maschinenbau
der Technischen Universität Darmstadt**

zur Erlangung des Grades

Doktor Ingenieur

(Dr.-Ing.)

Dissertation

von Felipe Clement Fernandes

Erstgutachter: Prof. Dr.-Ing. Edgar Dörsam

Zweitgutachter: Prof. Dr. Stefan Katzenbeisser

Darmstadt 2019

Fernandes, Felipe Clement: Entwicklung von gedruckten stochastischen Identifikationsmerkmalen

Darmstadt, Technische Universität Darmstadt

Jahr der Veröffentlichung der Dissertation auf TUpriints: 2019

URN der Dissertation: urn:nbn:de:tuda-tuprints-87956

Tag der Einreichung: 13.02.19

Tag der mündlichen Prüfung: 05.06.19

Veröffentlicht unter CC BY-NC-SA 4.0 International

<https://creativecommons.org/licenses/>

Ehrenwörtliche Erklärung

Hiermit versichere ich, Felipe Clement Fernandes, die vorliegende Dissertation ohne Hilfe Dritter und nur mit den angegebenen Quellen und Hilfsmitteln angefertigt zu haben. Alle Stellen, die den Quellen entnommen wurden, sind als solche kenntlich gemacht worden. Die elektronische Version der Arbeit stimmt mit der schriftlichen Version überein. Diese Arbeit hat in gleicher oder ähnlicher Form noch keiner Prüfungsbehörde vorgelegen.

Darmstadt, den 11. Februar 2019

Kurzfassung

In den letzten Jahren nehmen Produktfälschungen weltweit stetig zu. Hersteller von Markenprodukten versuchen daher, ihre Produkte fälschungssicher zu gestalten. Da viele Produkte verpackt werden, ist der Fälschungsschutz der Produktverpackung ein wichtiger Ansatzpunkt. Viele technisch anspruchsvolle Sicherheits- und Identifikationsmerkmale werden nicht direkt mit der Verpackung gedruckt, sondern in einem eigenen Druckprozess hergestellt und als Etiketten auf die Verpackungen appliziert. Dabei kommen Kombinationen verschiedener Technologien zum Einsatz, welche mit zusätzlichen Herstellungskosten verbunden sind. Die vorliegende Arbeit ist der Entwicklung von Identifikationsmerkmalen gewidmet, welche direkt auf ein Druckprodukt gedruckt werden und sich so in den Druckprozess integrieren lassen. Die drei vorgestellten Druckmusterarten weisen dabei unter Ausnutzung verschiedener Effekte Strukturen auf, welche stochastisch wirken. Die stochastischen Druckmuster werden optisch erfasst und durch Methoden der Bildverarbeitung identifiziert. Nach der optischen Erfassung werden hierfür zunächst einheitlich verarbeitete Instanzen aus den Bilddaten berechnet. Diese werden als Eingangsgröße für die nachfolgende Merkmalsextraktion verwendet. Über eine Gaborfilterung werden schließlich Binärvektoren erzeugt. Die Ähnlichkeit der Binärvektoren wird über Hamming-Distanzen berechnet, welche eine Identifikation der Druckmuster erlauben. In der Validierung der Methode wird gezeigt, dass eine Identifikation der stochastischen Druckmuster möglich ist. Basierend auf 270 Druckmustern der drei Druckmusterarten wird nachfolgend gezeigt, wie durch Anpassungen in der Vorverarbeitung und Merkmalsextraktion der Bilddaten die Diskriminierbarkeit weiter erhöht werden kann. Zusätzlich wird dabei ein Standardprozess definiert, welcher für alle drei getesteten Druckmusterarten eine eindeutige Identifizierung der Druckmuster erlaubt. Es zeigt sich zudem, dass die Methode sowohl auf andere optische Messsysteme als auch auf andere Formen der Druckmuster übertragen werden kann und die Verwendung der stochastischen Druckmuster als Teil eines gedruckten Identifikations- oder auch Sicherheitsmerkmals möglich ist.

Abstract

The number of counterfeit products is rising worldwide in recent years. Manufacturers of branded products therefore try to make their products counterfeit-proof. As the packaging process is a common step in production, counterfeit protection of packaging is of essential interest. A number of technically sophisticated security and identification features are not simultaneously printed with the packaging but are created in a separated printing process and affixed as label on the packaging. Thereby a combination of various technologies is used, increasing the manufacturing costs. Content of this work is to develop identification features which can be directly printed onto the print product and thus can be integrated in the printing process. Under the use of different effects, the three presented printing pattern types show seemingly stochastic structures. The stochastic printing patterns are optically captured and identified through image processing methods. After the optical image acquisition uniformly processed instances are computed out of the image data. Those instances are used as input for the following feature extraction. Subsequently binary vectors are created through gabor filtering. The similarity between the binary vectors is calculated via hamming distances, allowing the identification of the printing patterns. Validation shows that an identification of stochastic printing patterns is feasible. Using 270 samples of the three printing pattern types, it is shown that adjustments in the preprocessing and feature extraction of the image data increase the discriminability. Furthermore a standardized procedure is defined, which allows for an unambiguous identification of the printing patterns for all three of the validated printing pattern types. The present work shows that the method can be applied to other optical measuring systems as well as to other types of printing patterns and that stochastic printing patterns can be a suitable part of a printed identification or security feature.

Danksagung

Die vorliegende Arbeit entstand in meiner Zeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Druckmaschinen und Druckverfahren der TU Darmstadt. An vorderster Stelle gebührt mein Dank Herrn Prof. Dr.-Ing. Edgar Dörsam, welcher ein Arbeitsklima am Institut geschaffen hat, welches mich zur Promotion bewegt hat. Darüber hinaus möchte ich ihm für die langjährige fachliche und persönliche Unterstützung danken, die maßgeblich zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen hat. Ebenso gilt mein Dank allen ehemaligen und aktuellen „Frollegen“ für unzählige fachliche Diskussionen, schnelle Hilfe bei kleinen und nicht so kleinen Herausforderungen, gemütliche Abendrunden, unterhaltsame Mittagspausen oder die schnelle Runde Darts. Ich habe die Zeit mit Euch/Ihnen sehr genossen und werde das Miteinander am Institut in lebhafter Erinnerung behalten. Danke allen, die beim Korrekturlesen das Haar in der Suppe gesucht haben. Herrn Prof. Stefan Katzenbeisser möchte ich für das Interesse an einer interdisziplinären Arbeit, die fachlichen Denkanstöße und nicht zuletzt für die Bereitschaft danken, die Arbeit als Zweitgutachter zu betreuen. Ein ganz besonderer Dank gilt Herrn Dr. rer. nat. Martin Schmitt-Lewen von der Heidelberger Druckmaschinen AG, dessen initiale Projektidee den Grundstein für die vorliegende Arbeit gebildet hat, für die ausgesprochen ehrliche Zusammenarbeit und den wissenschaftlichen Freiraum in den letzten Jahren. Meinen Eltern möchte ich für die Unterstützung bis hin zu diesem Punkt danken, die mir diese Ausbildung erst ermöglicht hat. Nach über 10 Jahren Darmstadt endet mit Fertigstellung dieser Arbeit ein großartiger Lebensabschnitt, für den nicht zuletzt ein großartiger Freundeskreis verantwortlich ist, der sich seit Beginn des Studiums gebildet und über die Jahre gefestigt hat. Ohne euch wäre ich nicht in Darmstadt geblieben und hätte hier nicht meine Heimat gefunden. Danke allen Freunden, die beim Skatabend, im Proberaum oder an anderer Stelle keine Gelegenheit ausgelassen haben, mich nach dem Stand meiner Dissertation zu fragen. Zu guter Letzt möchte ich dir, liebe Anna-Lisa, dafür danken, dass du es seit über 10 Jahren mit mir aushälst und insbesondere die letzten Monate so geduldig überstanden hast.

Darmstadt, Februar 2019

Für Anna-Lisa, Tobi, Leo und Raffael

Inhaltsverzeichnis

1. Einleitung.....	1
1.1 Motivation.....	1
1.2 Zielsetzung und Vorgehensweise	3
2. Grundlagen.....	5
2.1 Drucktechnik.....	5
2.2 Stochastik und Physically Unclonable Functions	11
2.3 Erzeugung und Beschreibung digitaler Bilddaten	14
2.4 Merkmalsextraktion mittels Gaborfilterung	19
2.5 Hamming Distanz	21
2.6 Gedruckte Identifikations- und Sicherheitsmerkmale	22
3. Herstellung stochastischer Druckmuster.....	27
3.1 Vorüberlegungen.....	27
3.2 Line Variation	32
3.3 Viscous Fingering	36
3.4 Drip-Off	38
3.5 Präparation von Druckmustern	39
4. Methode zur Identifikation stochastischer Druckmuster	41
4.1 Optische Bilderfassung	42
4.2 Vorverarbeitung	44
4.3 Merkmalsextraktion	52
4.4 Hamming Distanz	56
5. Validierung der Methode	61
5.1 Darstellung und Kennzahlen.....	61
5.2 Standardprozess	65
5.3 Wiederholbarkeit der Methode	69
5.4 Einfluss des Schwellwerts bei der Binarisierung.....	73
5.5 Umfang der Datenbanken	76
5.6 Einfluss von Kantenlänge und Auflösung	80
5.7 Einfluss von Wellenlänge und Orientierung.....	89
5.8 Angepasste Parametersätze	100
5.9 Fazit der Validierung	102

6. Diskussion	104
6.1 Übertragbarkeit der Methode auf andere Messsysteme	104
6.2 Übertragbarkeit der Methode auf andere Formen und Farben.....	108
6.3 Fälschungssicherheit	109
6.4 Einbettung in die industrielle Produktion	117
6.5 Diskriminierbarkeit im Auflagendruck.....	121
6.6 Überlagerung von Gaborfiltern.....	126
6.7 Merkmalsextraktion mittels Local Binary Pattern	131
6.8 Stochastik der Druckmuster	132
7. Zusammenfassung und Ausblick.....	133
8. Veröffentlichungen.....	136
8.1 Eigene Veröffentlichungen	136
8.2 Betreute studentische Arbeiten	138
9. Literaturverzeichnis.....	140
A. Anhang	153
A.1. In <i>MATLAB</i> gesetzte Parameter des Inspektorenkits	153

Abkürzungs- und Symbolverzeichnis

Griechische Buchstaben

Symbol	Einheit	Bezeichnung
δ	[a.u.]	Abstand
λ	[px/cycle]	Wellenlänge
θ	[°]	Orientierung
σ	[-]	Standardabweichung
Ψ	[-]	Gaborfilter

Lateinische Buchstaben

Symbol	Einheit	Bezeichnung
a	[a.u.]	Intra-Hamming Distanz
b	[a.u.]	Breite der Verteilung
e	[a.u.]	Inter-Hamming Distanz
f	[cycle/px]	Frequenz
F	[-]	Merkmalsbild
I	[-]	Bildmatrix
l	[px]	Kantenlänge
m	[-]	Bildzeile
n	[-]	Bildspalte
n_s	[-]	Anzahl Stellen eines Strings
p	[-]	Nummer des Druckmusters
P	[-]	Anzahl der Druckmuster innerhalb einer Datenbank
q	[-]	Nummer der Wiederholungsaufnahmen
r	[%]	Auflösung
S	[-]	String bzw. Binärvektor
V	[-]	Spaltenvektor
x	[px]	erste Bildkoordinate
y	[px]	zweite Bildkoordinate

Abkürzungen

a.u.	arbitrary unit
bspw.	beispielsweise
bzgl.	bezüglich
HD	Hamming Distanz
IDD	Institut für Druckmaschinen und Druckverfahren
z.B.	zum Beispiel

1. Einleitung

1.1 Motivation

Laut Schätzung der Organisation für wirtschaftliche Zusammenarbeit und Entwicklung (OECD) und des Amtes der Europäischen Union für geistiges Eigentum (EUIPO) belief sich der Anteil gefälschter Produkte am Welthandel im Jahr 2013 auf 2,5 % mit einem Volumen von 461 Mrd. US-Dollar. In der Europäischen Union betrug im selben Jahr der Anteil von Fälschungen an Importen rund 5 % mit einem Volumen von umgerechnet 85 Mrd. Euro (OECD und EUIPO 2016). Der Zuwachs an gefälschten Gütern belief sich zwischen den Jahren 2002 und 2006 auf durchschnittlich 11 % jährlich (Staake und Fleisch 2008), wobei nicht anzunehmen ist, dass diese Zahlen rückläufig sind. Ein erheblicher Teil des Problems ist die Supply Chain, in welcher Zulieferer Fälschungen herstellen und in Umlauf bringen. Dabei sind Produkte aller Branchen von Medikamenten über Spielzeug und Textilwaren bis hin zu Ersatzteilen in der Automobilindustrie von Plagiaten betroffen. Vielen Produkten ist gemein, dass sie verpackt verkauft werden. Plagiiert wird daher nicht ausschließlich das Produkt, sondern auch dessen Verpackung. Bei einfachen Verpackungen bspw. aus einfarbig bedruckter Wellpappe ist eine Prüfung der Authentizität nur anhand des enthaltenen Produktes durch Experten möglich. Eine über Sicherheitsmerkmale fälschungssichere Verpackung stellt zusammen mit einem Verschlussiegel (siehe Abbildung 1) somit einen Ansatz dar, Plagiate zuverlässig zu erkennen bzw. den Verkauf als Original zu erschweren, da eine ungeöffnete Originalverpackung ein Originalprodukt enthalten muss.



Abbildung 1: Ungeöffnetes Verschlussiegel mit diffraktivem optischem Element

Stand der Technik sind dabei Sicherheitsmerkmale wie beispielsweise diffraktive optische Elemente, umgangssprachlich oft als Hologramme bezeichnet, welche in einem eigenen Produktionsschritt hergestellt und als Etiketten auf die Verpackung appliziert werden. Ein direktes Drucken des Sicherheitsmerkmals ist in vielen Fällen nicht möglich, woraus sich der Einsatz von Etiketten ableitet. Ein Angriffspunkt zur Produktpiraterie ist daher, das gesamte Etikett von einer Originalverpackung zu entfernen und auf eine plagiierte Verpackung aufzubringen. Nicht zuletzt stellt die Herstellung und Applikation auf die Verpackung einen zusätzlichen Kostenfaktor in der Produktion dar. Die überwiegende Anzahl der im Markt verbreiteten Sicherheitsmerkmale ist deterministischer Natur wie bspw. Hologramme und Datamatrix Codes. Generell ist die Bestrebung im Druckprozess eine Auflage zu drucken, deren einzelnen Druckerzeugnisse eine möglichst geringe Varianz aufweisen. Unikate sollen somit nicht unterscheidbar sein. Kombinationsmerkmale bestehend aus bspw. Datamatrix Code und Hologramm sorgen für einen Fälschungsschutz und zusätzlich eine Nachverfolgbarkeit, auch Track and Trace genannt. Während der Datamatrix Code eine Zuordnung des Produkts bzw. der Verpackung anhand eines Abgleichs mit einer Datenbank erlaubt, dient das Hologramm als Fälschungsschutz. Gängige Meinung unter Herstellern auf dem europäischen Markt ist jedoch, dass Hologramme keine ausreichend hohe Hürde mehr bei der Fälschung darstellen und in Fernost innerhalb weniger Tage gefälscht werden können (Fuchs 2006). Ein Ansatz im Fälschungsschutz, welcher neben der Authentizitätsprüfung auch eine eindeutige Zuordnung erlaubt, sind stochastische Elemente als Bestandteil eines Sicherheitsmerkmals. So wird Banknotenpapier im Produktionsprozess Fasern beigemischt, welche unter UV-Licht fluoreszieren (Bundesbank 2016). Eine Vorhersage, an welchen Stellen im Banknotenpapier UV-aktive Fasern zu finden sind, ist nicht möglich. Hierfür ist jedoch ein spezielles Substrat nötig, in welchem die UV-aktiven Fasern eingebettet sind. Als Alternative hierzu wird in dieser Arbeit die Möglichkeit untersucht, ein optisch stochastisches Sicherheitsmerkmal in den grafischen Druck zu integrieren. Lässt sich ein solches Sicherheitsmerkmal in einen vorhandenen Produktionsprozess einer Verpackung integrieren, so verringert sich dadurch die Hürde zur Verwendung eines Fälschungsschutzes signifikant, da Kosten und Aufwand laut Schätzungen gegenüber einer getrennten Herstellung deutlich geringer ausfallen. Unter der Annahme, dass sich die Sicherheitsmerkmale hinreichend voneinander unterscheiden, führt die Stochastik eines solchen Sicherheitsmerkmals dazu, dass im Zweifelsfall nur ein einzelnes Unikat plagiiert werden kann. Jedes Unikat muss zur Fälschung einzeln erfasst und nachgeahmt werden. Darüber hinaus kann das Sicherheitsmerkmal nicht zerstörungsfrei vom Substrat getrennt werden und die Verpackung bzw. das Produkt muss als Ganzes reproduziert werden. Ein gedrucktes und zugleich stochastisches Sicherheitsmerkmal birgt daher ein enormes Potential. Der Vorteil eines stochastischen Merkmals in Verbindung mit verknüpften Daten stellt die Kombination aus

Track and Trace sowie Identifikation und Authentifizierung dar. Die im Rahmen dieser Arbeit untersuchten Druckmuster kommen darüber hinaus ohne die Verwendung von speziellen Substraten oder Tinten aus und benötigen keine angepassten Maschinenkonfigurationen.

1.2 Zielsetzung und Vorgehensweise

Im Rahmen dieser Arbeit wird ein Verfahren entwickelt, welches die drucktechnische Herstellung von Druckmustern mit stochastisch wirkenden Strukturen ermöglicht und eine Identifikation mit Mitteln der Bildverarbeitung erlaubt. Die übergeordnete Forschungsfrage lautet dabei: Eignet sich gedruckte Stochastik als Identifikationsmerkmal und ist es möglich, dieses optisch zu identifizieren und gegebenenfalls zu authentifizieren?

Kapitel 2 behandelt die für den Aufbau der entwickelten Methode notwendigen Grundlagen. Dabei wird neben der Drucktechnik und der Bildverarbeitung auf Themen der Stochastik und der gedruckten Identifikations- und Sicherheitsmerkmale eingegangen. Kapitel 3 behandelt die Herstellung der drei im Rahmen dieser Arbeit verwendeten Druckmusterarten Line Variation, Viscous Fingering und Drip-Off sowie deren Präparation für die optische Erfassung. Kapitel 4 umfasst die optische Erfassung von Druckmustern sowie die Bildverarbeitung, welche in Vorverarbeitung und Merkmalsextraktion unterteilt ist. In der Vorverarbeitung werden die Bilddaten der Druckmuster standardisiert verarbeitet. Die vorverarbeiteten digitalen Druckmuster werden in dieser Arbeit als Instanzen bezeichnet. In der Merkmalsextraktion werden aus den Instanzen Merkmalsbilder berechnet und diese in kompakte Repräsentationen in Form von Binärvektoren in einer Datenbank abgelegt. Diese Binärvektoren werden miteinander verglichen, um über Hamming Distanzen eine Aussage über die Ähnlichkeit der Druckmuster einer Druckmusterart zu erhalten. Kapitel 5 dient der Validierung der Methode anhand der Untersuchung von Parametern der Bilderfassung und Bildverarbeitung bevor in Kapitel 6 eine abschließende Diskussion folgt. Das Vorgehen im Rahmen der Arbeit wird in Abbildung 2 veranschaulicht.

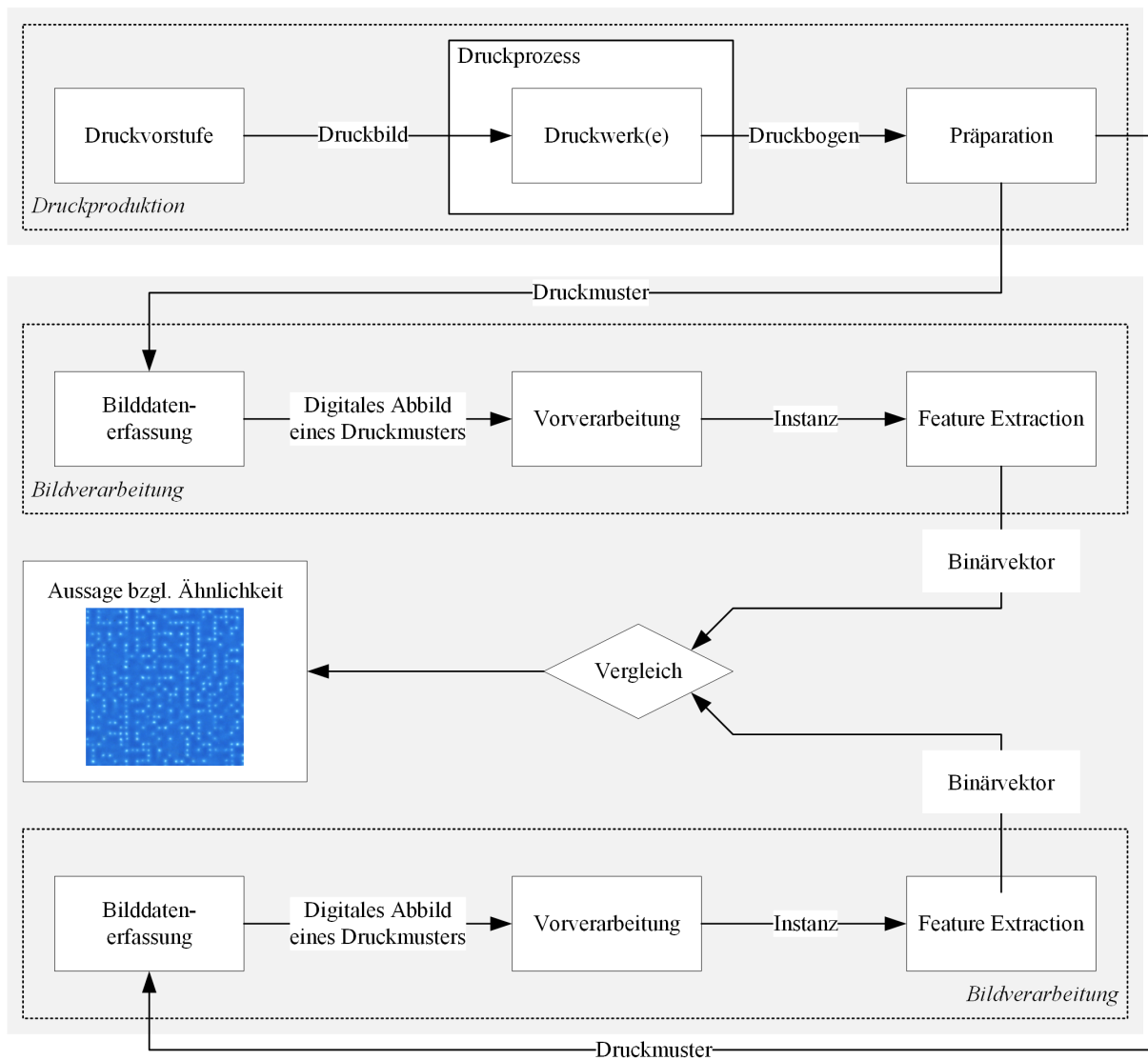


Abbildung 2: Prozess zur Herstellung, Bildverarbeitung und Vergleich von stochastisch wirkenden Druckmustern

2. Grundlagen

Im Rahmen des vorliegenden Grundlagenkapitels werden in Abschnitt 2.1 die wesentlichen Grundlagen der Drucktechnik behandelt. Die in dieser Arbeit vorgestellten Druckmuster weisen trotz konstanten Prozessparametern in der Herstellung stochastisch wirkende Strukturen auf. Phänomene, welche ein stochastisches Ergebnis bei konstanten Prozessparametern aufweisen, werden in der Datenverarbeitung Physically Unclonable Functions genannt und in Abschnitt 2.2 beschrieben. Da ein wesentlicher Bestandteil der entwickelten Methode zur Abschätzung der Stochastik von Druckmustern auf optischer Bilderfassung und Bildverarbeitung beruht, wird in Abschnitt 2.3 die Erzeugung und Beschreibung von Bilddaten und anschließend in Abschnitt 2.4 die Merkmalsextraktion im Allgemeinen und mittels Gaborfilterung im Speziellen beschrieben. Der Vergleich von Merkmalsvektoren über die sogenannte Hamming Distanz, welche eine Aussage über die Ähnlichkeit der Druckmuster liefert, schließt Abschnitt 2.5 ab. In Abschnitt 2.6 wird abschließend der Stand der Technik bzgl. gedruckten Identifikations- und Sicherheitsmerkmale dargestellt.

2.1 Drucktechnik

Drucken bezeichnet im Allgemeinen das strukturierte Übertragen von Material (überwiegend Fluid) auf ein Substrat. In (Nisato et al. 2016) wird Drucken wie folgt definiert: „*Nowadays printing can be defined as the reproduction of patterns by transfer of matter to a surface by mechanical force or hydrodynamic stress.*“ Kipphan (2000) bezeichnet den „*Prozess der Übertragung von Farbe auf Papier (oder einen anderen Bedruckstoff) mittels einer Druckform*“ als Drucken. Bornemann (2013) unterteilt den Druckprozess (im Tiefdruck) in die fünf Subprozesse Fluidaufnahme, Fluiddosierung, Fluidübertragung, Fluiddynamik auf dem Substrat und Trockung. Das strukturierte Aufbringen eines Druckbildes erfolgt dabei über die sogenannte Druckform, welche die bildgebenden Informationen enthält. Drucktechnologien werden entsprechend der Art der Druckform in konventionelle und digitale Druckverfahren unterteilt. Konventionelle Druckverfahren benötigen eine physische Druckform, welche das Druckfluid auf das Substrat unter Aufbringung einer Druckkraft überträgt. Bei direkten Druckverfahren ist das Druckbild dabei seitenverkehrt aufgebracht, um richtig herum auf das Substrat übertragen zu werden (siehe beispielhaft Abbildung 3). Bei indirekten Druckverfahren wird das Druckbild nicht direkt von der Druckform auf das

Substrat übertragen, sondern zunächst auf einen Zwischenträger transferiert. Die Druckform wird daher seitenrichtig bebildert. Im Gegensatz dazu benötigen digitale Druckverfahren keine physische Druckform, das Druckbild wird in Form von digitalen Druckdaten übertragen.



Abbildung 3: Physische Druckform im Flexodruck mit seitenverkehrter Bebilderung (links) sowie auf Substrat übertragenes seitenrichtiges Druckbild (rechts)

Konventionelle Druckverfahren werden bzgl. der bildgebenden Stellen der Druckform unterschieden und in Hoch-, Tief-, Flach- und Durchdruckverfahren unterteilt. Allen konventionellen Druckverfahren gemein sind die Übertragung des Druckfluids an einer Kontaktfläche bzw. in einem Druckspalt sowie die Bebilderung über eine physische Druckform. Digitale Druckverfahren dagegen kommen ohne physische Druckform aus und die Bebilderung erfolgt rein datenseitig. Typische Vertreter sind die Elektrofotografie (umgangssprachlich Laserdruck), die Thermografie und der Inkjetdruck. Eine Übersicht der relevantesten Druckverfahren gibt Abbildung 4. Abbott (2018) bietet eine Übersicht über den Druckprozess in Theorie und Praxis. Domäne der konventionellen Druckverfahren sind Produktionen mit hohen Auflagen. Hierbei stehen den zunächst hohen Prozesskosten, welche unter anderem durch die Herstellung der Druckformen entstehen, hohe Druckgeschwindigkeiten und daraus resultierende geringere Stückkosten gegenüber. Generell sind Auflagen in vielen Bereichen wie bspw. dem Zeitungsdruck seit Jahren stark rückläufig, weshalb die Druckindustrie mit sinkender Rentabilität zu kämpfen hat (mbb Institut GmbH 2013; Drupa 2017). Diese Tendenz wird insbesondere im Akzidenzdruck deutlich, welcher Druckprodukte wie Flyer und Visitenkarten umfasst, die nur einmalig gedruckt werden. Anbieter wie Flyeralarm, Vistaprint u.a. bieten Visitenkarten bereits ab einer Auflage von 100 Stück an. Eine wirtschaftliche Produktion mit konventionellen Druckverfahren ist in solchen Fällen nur noch über das Bündeln sehr vieler Einzelaufträge zu sogenannten Sammelaufträgen und einen hohen Automatisierungsgrad möglich. Mehrere kleinere

Druckaufträge sind jedoch im Datenhandling und der Logistik aufwändiger als einzelne, große Druckaufträge.

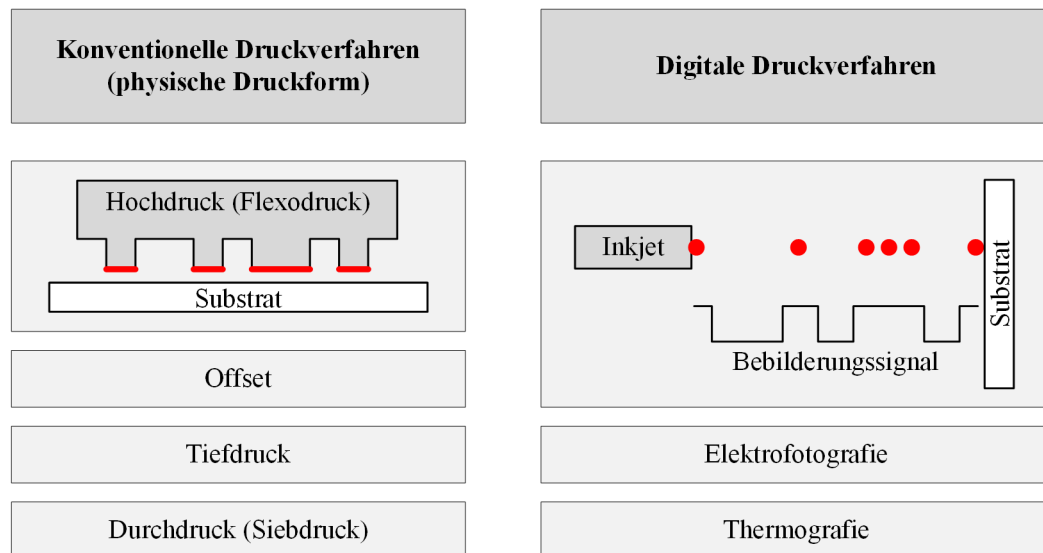


Abbildung 4: Übersicht der wichtigsten konventionellen und digitalen Druckverfahren; konventionelle Druckverfahren übertragen Fluid an der dargestellten Kontaktfläche, die Druckform ist hierbei auf einem Zylinder aufgebracht; digitale Druckverfahren verfügen über keine physische Druckform und verwenden ein Bebilderungssignal. Die Verfahren des Flexodrucks und Inkjetdrucks finden im Rahmen dieser Arbeit Anwendung (siehe Kapitel 3) und werden sowohl im Bogen- als auch im Rollendruck eingesetzt.

Im Gegensatz zu den konventionellen Druckverfahren erlauben digitale Druckverfahren wie der Inkjetdruck, bereits ab Losgröße 1 wirtschaftlich zu produzieren. Durch das Wegfallen einer physischen Druckform kann jeder Druck ein individuelles Druckbild aufweisen, ohne dass im Druck zusätzliche Prozesskosten entstehen.

Aufbau einer industriellen Druckmaschine

Im industriellen Druckprozess werden die nachfolgend aufgeführten Verfahren in Druckmaschinen eingesetzt, welche aus einigen Kernkomponenten bestehen, auf die nachfolgend eingegangen wird. Allen Bogendruckmaschinen gemein ist die Verwendung von Anlegern und Auslegern (siehe Abbildung 5). Anleger dienen der Bereitstellung des Substrats in Bogenform für den eigentlichen Druckprozess. Nach dem Druckprozess werden die bedruckten Bogen im Ausleger abgelegt. Zwischen Anleger und Ausleger befinden sich die Druckwerke, welche als Kernelement das strukturierte Beschichten des Substrats ermöglichen. Neben den Druckwerken kann es Lackwerke oder Trockner als weitere Elemente geben.

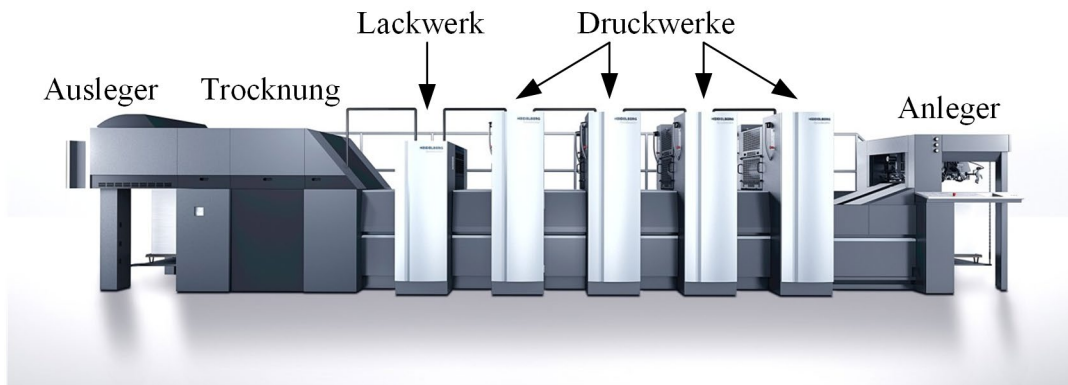


Abbildung 5: Industrielle 4-Farben Offsetdruckmaschine Speedmaster CX 75 der Firma Heidelberger Druckmaschinen mit Lackwerk und Trocknung; nach (Heidelberger Druckmaschinen AG 2018)

Beim Rollendruck werden im Gegensatz zum Bogendruck keine Anleger und Ausleger benötigt. Das Substrat wird als Bahn von der Rolle abgewickelt, durch die Druckmaschine geführt und am Ende wieder auf eine Rolle aufgewickelt. Die nachfolgend aufgeführten Druckverfahren werden in Druckwerken eingesetzt, deren Anzahl je nach Maschinenkonfiguration der Druckmaschine stark unterschiedlich ausfallen kann. Im einfachsten Fall besitzt eine Druckmaschine ein Druckwerk, was den Druck einer Farbe ermöglicht. Standard ist heutzutage jedoch der Vierfarbendruck, bei welchem Cyan, Magenta, Gelb und Schwarz (kurz: CMYK für Cyan, Magenta, Yellow und Key) verwendet werden. Bei Single-Pass Systemen, welche den Markt dominieren, ist jedes Druckwerk für die Übertragung einer Druckfarbe zuständig. Eine Druckmaschine benötigt für den Vierfarbendruck daher vier Druckwerke. Darüber hinaus gibt es die Möglichkeit, Druckmaschinen mit Wendeeinrichtungen auszustatten, um einen Schön- und Widerdruck zu ermöglichen. Hierbei werden beide Seiten des Substrats bedruckt. Ein Vierfarbendruck im Schön- und Widerdruck benötigt somit acht Druckwerke. Um Sonderfarben wie Corporate Identity Farben oder metallisierende Farben verdrucken zu können, werden entsprechend zusätzliche Druckwerke benötigt.

Inkjetdruck

Der Inkjetdruck wird den digitalen Druckverfahren zugeordnet und erzeugt das Druckbild durch den Ausstoß von Tropfen aus Düsen, wobei zwei Verfahrensarten unterschieden werden (Zapka 2018). Bei Drop-on-Demand Inkjet wird ein Tropfen entsprechend dem Bebilderungssignal nur dann ausgestoßen, wenn das Druckbild einen Druckpunkt auf dem Substrat fordert. Die Bebilderung erfolgt somit in der Düse. Bei Continuous Inkjet erfolgt der Ausstoß von elektrisch geladenen Tropfen aus der Düse kontinuierlich. Im Flug werden die

Tropfen in einem E-Feld selektiv abgelenkt und aufgefangen. Die Bebilderung erfolgt somit nach der Düse. Abbildung 6 zeigt die Funktionsweise eines Drop-on-Demand Inkjetsystems.

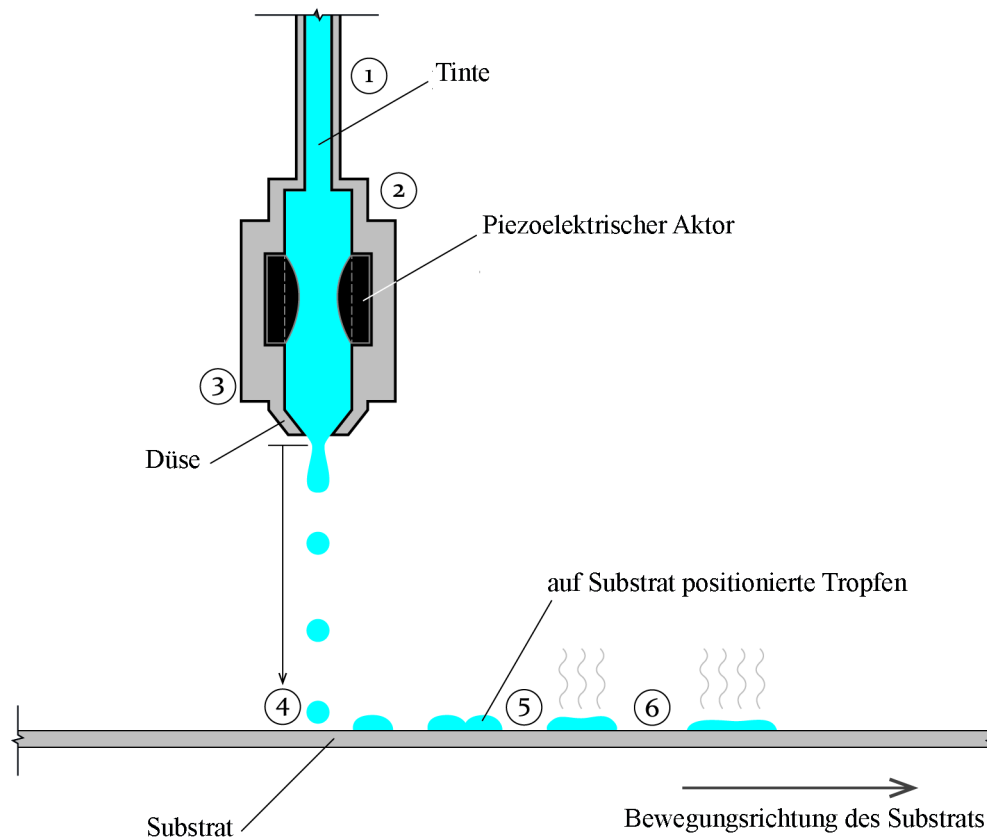


Abbildung 6: Funktionsprinzip des Inkjetdrucks mittels piezoelektrischem Aktor in Drop-on-Demand Bauweise (Quelle IDD)

Die Tinte wird zunächst dem Kopf zugeführt (1). Anschließend wird im vorliegenden Fall ein piezoelektrischer Aktor über das Bebilderungssignal angesteuert (2) und der Ausstoß eines Tropfens über die Düse erzwungen (3). Der Tropfen legt eine Distanz von üblicherweise 1 mm ausgehend von der Düse zurück und landet auf dem Substrat (4), auf welchem der Tropfen spreitet (5) und trocknet. Die Tropfenbildung und der Tropfenausstoß werden maßgeblich durch die sogenannte Waveform bestimmt (Gan et al. 2009; Khalate et al. 2012; Kwon und Kim 2007; Hoath 2016).

In einem industriellen Inkjetdrucksystem kommen Druckköpfe zum Einsatz, welche eine Vielzahl an Düsen besitzen. Die Düsen sind in einer oder mehreren Reihen angeordnet. Aktuelle Druckköpfe besitzen auf einer Breite von rund 100 mm über 2000 Düsen (Zapka 2018). Das Druckbild auf dem Substrat entsteht quer zur Druckrichtung durch die einzelnen Düsen des Druckkopfs und in Druckrichtung durch die Relativbewegung zwischen Druckkopf und Substrat. Um Druckbreiten zu erreichen, welche größer als die Druckbreite eines

Druckkopfes sind, werden Druckköpfe mit Überlappung quer zur Druckrichtung aneinandergereiht. Die Überlappung soll dabei ein nahtloses Druckbild gewährleisten. Die räumliche Auflösung der Druckpunkte quer zur Druckrichtung ergibt sich durch den Abstand der Düsen des Druckkopfs und in Druckrichtung über die Frequenz, mit welcher Tropfen aus den Düsen ausgestoßen werden. Aktuelle Druckköpfe drucken dabei mit Frequenzen von bis zu 100 kHz (Fujifilm 2019). Weiterführende Beschreibungen des Inkjetdruckprozesses finden sich in (Wijshoff 2010; Hoath 2016; Zapka 2018).

Flexodruck

Der Flexodruck ist ein konventionelles Druckverfahren und wird aufgrund der hochstehenden druckenden Elemente seiner Druckform als direktes Hochdruckverfahren bezeichnet (Kipphan 2000). Die druckenden Stellen auf der Druckform sind erhaben und übertragen das Fluid von der Rasterwalze auf das Substrat. Durch die elastische Druckform findet der Flexodruck insbesondere im Verpackungsdruck Anwendung. Abbildung 7 zeigt das Funktionsprinzip des Flexodrucks.

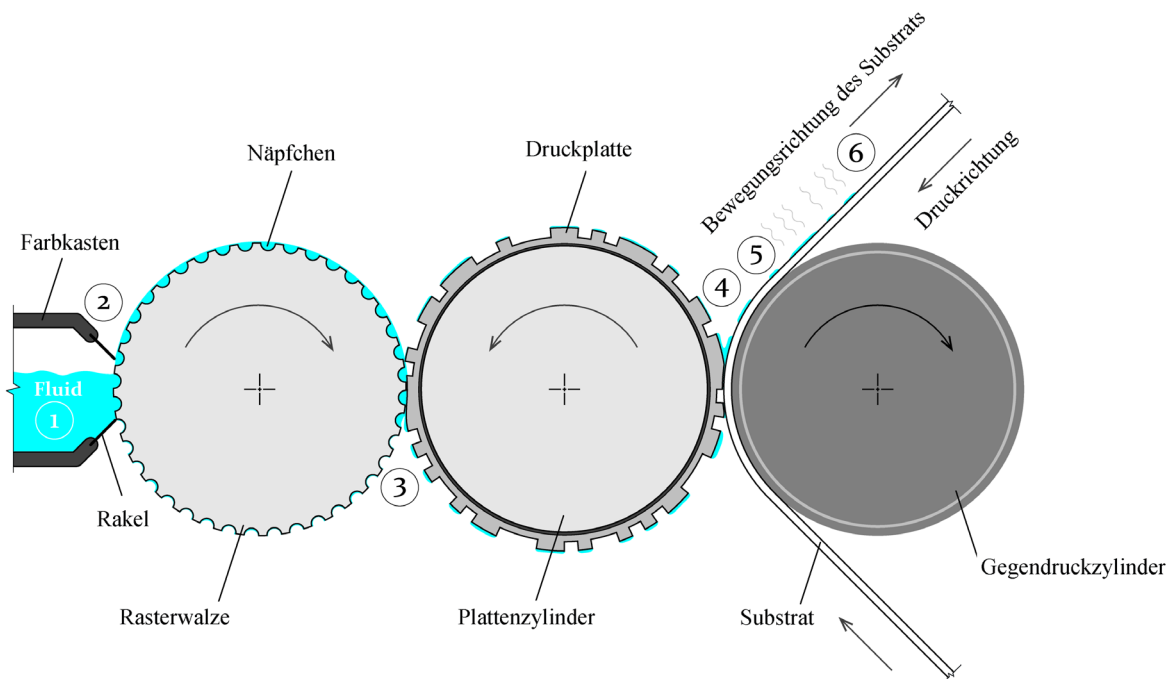


Abbildung 7: Funktionsprinzip des Flexodrucks (Quelle IDD)

Dabei wird das im Farbkasten befindliche Fluid auf die rotierende Rasterwalze übertragen (1) und überschüssiges Fluid durch die Rakel entfernt (2). Das in den Nöpfchen der Rasterwalze befindliche Fluid wird im nächsten Schritt auf den Plattenzylinder übertragen (3), der das Druckbild in Form einer Druckplatte beinhaltet. Die Rasterwalze hat dabei die Aufgabe, das

benötigte Fluidvolumen gleichmäßig zu übertragen. Die Druckplatte überträgt das Fluid schließlich auf das Substrat, welches zwischen Plattenzylinder und Gegendruckzylinder geführt wird (4), wo es nach Spreitung (5) trocknet (6). Aktuelle Flexodruckmaschinen verfügen dabei über bis zu 10 Druckwerke und erreichen dabei Geschwindigkeiten von bis zu 800 m/min bei einer Druckbreite von bis zu 1650 mm (Windmüller & Hölscher 2018). Der Flexodruck findet sowohl im grafischen Druck als auch in der gedruckten Elektronik Anwendung (Theopold 2014; Nisato et al. 2016).

2.2 Stochastik und Physically Unclonable Functions

Um die in der vorliegenden Arbeit entwickelten gedruckten Merkmale als stochastisch einordnen zu können, werden die Begrifflichkeiten der Stochastik und der sogenannten Physically Unclonable Functions (PUF) erläutert. Der nachfolgende Abschnitt zeigt dabei, dass der Begriff der Stochastik (oder umgangssprachlich „Zufall“) nicht einheitlich definiert wird und auf den Kontext bezogen werden muss. PUFs dagegen stellen eine Sonderform der Stochastik dar und beschreiben reproduzierbaren Zufall durch Prozessschwankungen in Objekten.

Stochastik

Laut Duden (2019) bezeichnet ein Zufall „etwas, was man nicht vorausgesehen hat, was nicht beabsichtigt war, was unerwartet geschah“. Generell zeigt sich, dass der Begriff des Zufalls von verschiedenen wissenschaftlichen Disziplinen unterschiedlich interpretiert wird (Westfälische Wilhelms-Universität Münster 2019). Die erste bekannte Abhandlung zum Thema Zufall findet sich bei Aristoteles (im zweiten Buch seiner Physik), dessen Definition von Zufall lautet:

„Wenn im Bereich der Geschehnisse, die im strengen Sinn wegen etwas eintreten und deren Ursache außer ihnen liegt, etwas geschieht, das mit dem Ergebnis nicht in eine Deswegen-Beziehung zu bringen ist, dann nennen wir das "zufällig".“ (Aristoteles und Zekl 2017)

Auch Laplace (1825) beschäftigte sich mit dem Thema Zufall und entwickelte die Theorie eines Geistes, der allwissend den Zustand jeder Materie zu jedem Zeitpunkt kennt, auch bekannt als Laplacescher Dämon. Der wissenschaftlich deutlicher abgegrenzte Begriff der Stochastik umfasst als Teilbereich der Mathematik die Wahrscheinlichkeitstheorie und die Statistik. Der Begriff selbst stammt aus dem Altgriechischen und bedeutet sinngemäß „Kunst

des Vermutens“. Eine der Bildverarbeitung nähere Definition stammt von Chaitin (1975), welcher Stochastik algorithmisch definiert am Beispiel zweier Binärfolgen, die nachfolgend beispielhaft aufgeführt sind:

Binärfolge 1: 01010101010101

Binärfolge 2: 0110101011101010

Während sich die erste Binärfolge durch eine wiederkehrende Logik beschreiben lässt (wiederhole achtmal die Zeichenfolge „01“), ist dies bei der zweiten Binärfolge nicht möglich. Jedes Bit enthält eine eigenständige Information ohne Bezug zu den vorangegangenen oder nachfolgenden Bits. Zur exakten Beschreibung muss der Binärvektor vollständig ausgeschrieben werden und die Information ist nicht komprimierbar. Die Unkomprimierbarkeit ist laut Chaitin (1975) eine Eigenschaft aller Zufallszahlen. Ein weiteres Indiz für die Zufälligkeit von Zeichenketten ist die Kolmogorow-Komplexität (Li und Vitányi 1993). Diese gibt an, wie komplex bzw. lang ein Algorithmus ist, um eine gegebene Zeichenkette vollständig zu beschreiben. Eine einfache Zeichenkette lässt sich dabei mit einem relativ kurzen Algorithmus beschreiben (siehe Binärfolge 1). Je näher sich die Länge des Algorithmus und die Länge der zu beschreibenden Zeichenkette kommen, desto höher ist die Kolmogorow-Komplexität. Echte Stochastik ist algorithmisch dagegen nicht beweisbar. In der Informatik finden heutzutage Zufallsgeneratoren Verwendung, welche rechnergestützt Zufallszahlen generieren. Diese Generatoren nehmen bspw. die Systemzeit als Eingangsgröße ihrer Berechnung. Da es sich hierbei durch die Verwendung deterministischer Größen wie der Systemzeit nicht um echten Zufall handelt, wird von Pseudozufall bzw. Pseudozufallszahlen gesprochen. Um bei identischen Eingangsgrößen (z.B. der gleichen Systemzeit) unterschiedliche Zufallszahlen zu erzeugen, müssen externe Eingangsdaten hinzugezogen werden.

Das wohl bekannteste Beispiel für einen stochastischen Prozess ist der radioaktive Zerfall. Der Zeitpunkt, wann ein Atomkern eines radioaktiven Stoffes zerfällt kann nicht vorhergesagt werden. Durch statistische Methoden und Empirie ist anhand der Halbwertszeit bekannt, nach welcher Zeit im Mittel nur noch die Hälfte eines radioaktiven Stoffes vorhanden ist. Ein kurios wirkender Ansatz zur Erzeugung von Zufallszahlen ist die von Airhart (2018) dokumentierte Idee des Unternehmens Cloudflare, bei welchem 100 Lavalampen in San Francisco laufend von einer Kamera beobachtet werden. Aus den Bildern, welche aufgrund des Zustands der einzelnen Lavalampen nicht vorhersehbar sind, werden kryptografische Schlüssel errechnet. Um ein Abgreifen der Passwörter bspw. durch Hacken der Kamera zu unterbinden, werden die Bilddaten zusätzlich mit Bilddaten eines in London analog beobachteten Pendels und eines Geigerzählers in Singapur verrechnet. Generell finden sich

zum Thema Zufall und Stochastik verschiedene Ansätze in der Literatur, welche von der Philosophie über die Mathematik bis hin zur Informatik reichen. Im Rahmen dieser Arbeit wird der Begriff der Stochastik dahingehend verwendet, dass drucktechnische Phänomene untersucht werden, deren exakte Strukturen nicht vorhersagbar sind.

Physical Unclonable Functions

Physical Unclonable Functions, kurz PUFs, gehen auf Pappu et al. (2002) zurück, welche noch von Physical One-Way Functions sprechen. Ein inhomogenes transparentes Objekt wird mit einem Laser bestrahlt und es entsteht ein zweidimensionales Specklemuster. Durch Filterung ergibt sich ein eindimensionaler Schlüssel (siehe Abbildung 8). Jedes physische Objekt erzeugt auf diese Weise einen eigenen Schlüssel.

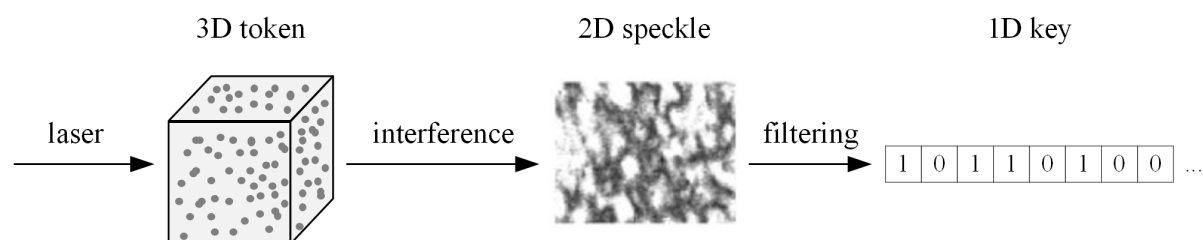


Abbildung 8: Physically One-Way Function nach (Pappu et al. 2002)

Anders ausgedrückt enthalten Objekte durch Schwankungen in der Herstellung eindeutige Merkmale und reagieren auf einen Stimulus (engl. Challenge) mit einem stochastisch wirkenden Signal (engl. Response) (Katzenbeisser und Schaller 2012). Im oben gezeigten Beispiel entspricht die Bestrahlung mittels Laser unter spezifischen Bedingungen der Challenge und das über Interferenz entstehende Specklemuster der Response. Ein PUF reagiert dabei auf unterschiedliche Challenges mit unterschiedlichen Responses. Wird bspw. das gleiche Objekt aus verschiedenen Winkeln mit dem Laser bestrahlt, so ändert sich das Specklemuster und damit auch der Schlüssel. Allgemein handelt es sich bei einer PUF um einen Prozess oder ein Objekt, welches bzw. welcher eindeutige Merkmale erzeugt (Shariati et al. 2012; Katzenbeisser und Schaller 2012). Einen Überblick über den Stand der Forschung aus dem Jahr 2010 geben Maes und Verbauwhede (2010). Laut Shariati et al. (2012) ist ein PUF eine Funktion eines physikalischen Objekts, welche einfach auszuwerten, aber schwer zu reproduzieren ist. Helfermeier et al. (2013) zeigen unzureichende PUFs und setzen Randbedingungen, welche für ideale PUFs erfüllt sein müssen. Ideale PUFs enthalten eine zufällige Funktion, deren Output nicht reproduziert werden kann. Armknecht et al. (2011) formalisieren den Herstellungs- und Evaluationsprozess einer PUF (siehe Abbildung 9).

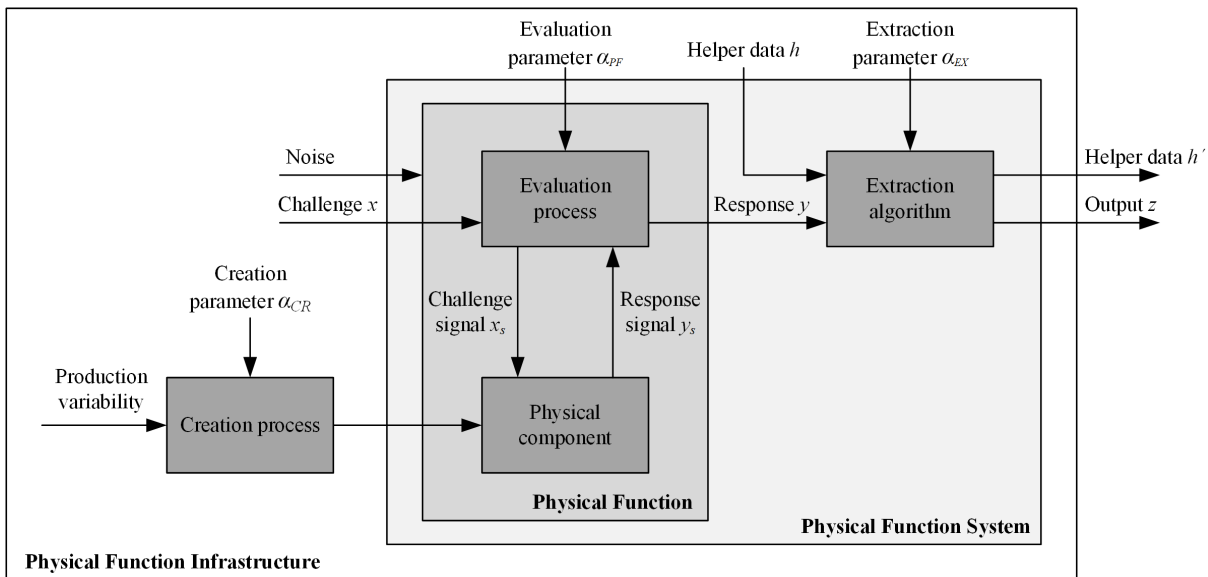


Abbildung 9: System und Subsysteme zur Herstellung und Überprüfung von PUFs nach (Armknecht et al. 2011)

Der in Abbildung 9 gezeigte Herstellungsprozess (*Creation process*) liefert für bestimmte Prozessparametern (*Creation parameter α_{CR}*) aufgrund von Prozessschwankungen (*Production variability*) eine Funktion (*Physical Function*), welche ein physisches Objekt (*Physical component*) und den Prozess zur Auswertung (*Evaluation process*) beinhaltet. Die Einheit aus Objekt und Auswerteprozess wird als *Physical Function (PF)* bezeichnet. Wird das Objekt ausgewertet, so erfolgt auf ein Eingangssignal (*Challenge x*) unter Störgrößeneinfluss (*Noise*) und unter Verwendung von Auswerteparameter (*Evaluation parameter α_{PF}*) eine Antwort (*Response y*). Im Falle einer Physically Unclonable Function hat die Antwort auf das Eingangssignal stochastischen Charakter. In der abschließenden Extraktion (*Extraction algorithm*) wird unter Verwendung von Extraktionsparametern (*Extraction parameter α_{EX}*) mithilfe sogenannter *Helper Data h* eine Ausgabe (*Output z*) erzeugt. Die *Helper Data h* ist dabei notwendig, um bei mehrmaliger Auswertung des gleichen physischen Objekts den Störgrößeneinfluss zu minimieren. Ohne *Helper Data h* würde aufgrund des Störgrößeneinflusses und den daraus resultierenden schwankenden Antworten das mehrmalige Auswerten eines Objekts zu unterschiedlichen Ausgaben führen, welche jedoch Ähnlichkeiten aufweisen.

2.3 Erzeugung und Beschreibung digitaler Bilddaten

Optische Messtechnik und Bildverarbeitung im Allgemeinen haben in den letzten Jahrzehnten mit der Entwicklung leistungsstarker Prozessoren und bildgebender Verfahren sowie einer

zunehmenden Miniaturisierung der erforderlichen Komponenten Einzug in nahezu alle industriellen Bereiche und in den alltäglichen Gebrauch gefunden. Auch die im Rahmen dieser Arbeit vorgestellte Methode baut auf der Verarbeitung und insbesondere dem Vergleich digitaler Bilddaten auf. Generell ist festzuhalten, dass Kameramesstechnik und Bildverarbeitung in der Literatur sehr ausführlich beschrieben sind. Weiterführende Quellen zum Thema Kameramesstechnik sind (Pedrotti et al. 2008; Schmidt 2013; Demtröder 2013; Litfin 2005). Einen Überblick bzgl. Bildverarbeitung in deutscher Sprache bieten (Jähne 2012; Demant et al. 2011; Haberäcker 1995; Hornberg 2005). In diesem Unterkapitel wird der Signalweg bis zur repräsentativen Bildmatrix erläutert, welche als Eingangsgröße der Bildverarbeitung dient und einen Vergleich von Bilddaten erst ermöglicht. Abbildung 10 verdeutlicht den Weg des Lichts von der Lichtquelle über das Objekt bis zur Kamera, welche nach Verarbeitung des auf den Sensor einfallenden Lichts digitale Bilddaten ausgibt.

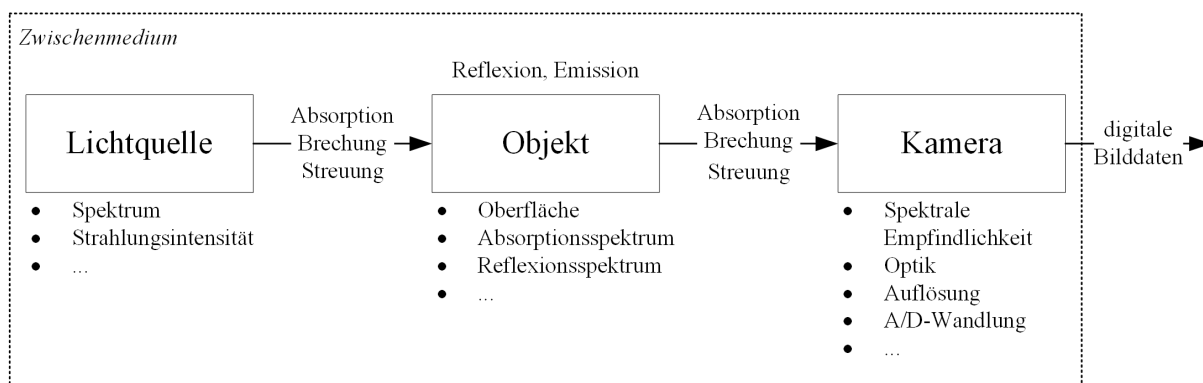


Abbildung 10: Weg des Lichts von der Lichtquelle über ein Objekt bis hin zur Kamera zur Erzeugung von digitalen Bilddaten

Ausgehend von einer Lichtquelle mit einem spezifischen Spektrum und einer Strahlungsintensität fällt Licht auf das zu beobachtende Objekt. Auf dem Weg zwischen Lichtquelle und Objekt kann das Licht in einem Zwischenmedium wie bspw. Umgebungsluft absorbiert, gebrochen oder gestreut werden. Das Objekt kann das einfallende Licht zudem abhängig von seiner Oberfläche reflektieren oder selbst Licht emittieren. Zwischen Objekt und Kamera können die gleichen Effekte auftreten wie zwischen Lichtquelle und Objekt bevor das Licht von der Kamera verarbeitet wird. Eigenschaften der Optik beeinflussen die gewonnenen Bilddaten ebenso wie die spektrale Empfindlichkeit und Auflösung des Bildsensors, die Analog-Digital-Wandlung und viele weitere Faktoren. Um aufgenommene Bilddaten mathematisch beschreiben und rechnergestützt verarbeiten zu können, wird das durch die Optik auf den Bildsensor einfallende Licht in ein elektrisches Signal umgewandelt. Die Optik wird in diesem Abschnitt als Blackbox behandelt, welche die Transmission des einfallenden Lichts auf den Bildsensor der Kamera zur Aufgabe hat. Der Bildsensor agiert

über eine Diskretisierung und Quantisierung als A/D-Wandler, dessen Signalgüte sich unter anderem durch die Auflösung auszeichnet. Die zwei in der Praxis gängigsten Sensortypen arbeiten heute nach dem charged-coupled device (CCD) oder complementary metal–oxide–semiconductor (CMOS) Prinzip (Hornberg 2005). Kern dieser Sensoren sind räumlich getrennte, lichtempfindliche Elemente, sogenannte Pixel (engl. für picture element, kurz px). Diese wandeln auf Basis des photoelektrischen Effekts das in Form von Photonen einfallende Licht in ein analoges Spannungssignal um (Hornberg 2005). Der Unterschied zwischen beiden Sensortypen liegt in der Art des Auslesens, welche bei CCD-Sensoren zeilenweise und bei CMOS-Sensoren pixelweise erfolgt. Zur digitalen Repräsentation muss das entstehende Signal diskretisiert und quantisiert werden. Die Diskretisierung erfolgt durch Auslesen der räumlich getrennten Pixel. Bei der Quantisierung werden die während der Belichtungszeit des Bildsensors auf einen Pixel einfallenden Photonen aufsummiert und auf eine Anzahl diskreter Werte abgebildet. Der Signalumfang beschreibt dabei die Abstufungen zwischen keinem Signal und gesättigtem Signal (Jähne 2012). Typische Signalumfänge sind 8 Bit ($\triangleq 2^8 = 256$ Helligkeitsabstufungen) bzw. 12-16 Bit für technische und professionelle Anwendungen. Das ursprünglich analoge (kontinuierliche und stetige) Signal liegt nach der Diskretisierung und Quantisierung als räumlich aufgelöstes Lichtintensitätssignal mit entsprechendem Signalumfang vor. Eine Erfassung von Farbinformationen ist erst durch das Vorschalten von Filtern auf dem Bildsensor möglich. Ein Pixel mit vorgeschaltetem Filter ist nur noch für einen Teil des ursprünglichen Spektrums sensitiv. Durch die Kombination mehrerer Filter entstehen mehrkanalige Farbsensoren. Gängigstes Filterarray mit Rot-, Grün- und Blaukanal (RGB) ist bei Flächensensoren die Bayermatrix (Jähne 2012). Abbildung 11 stellt beispielhaft die spektralen Empfindlichkeiten eines monochromatischen Sensors und eines Farbsensors mit Bayermatrix gegenüber.

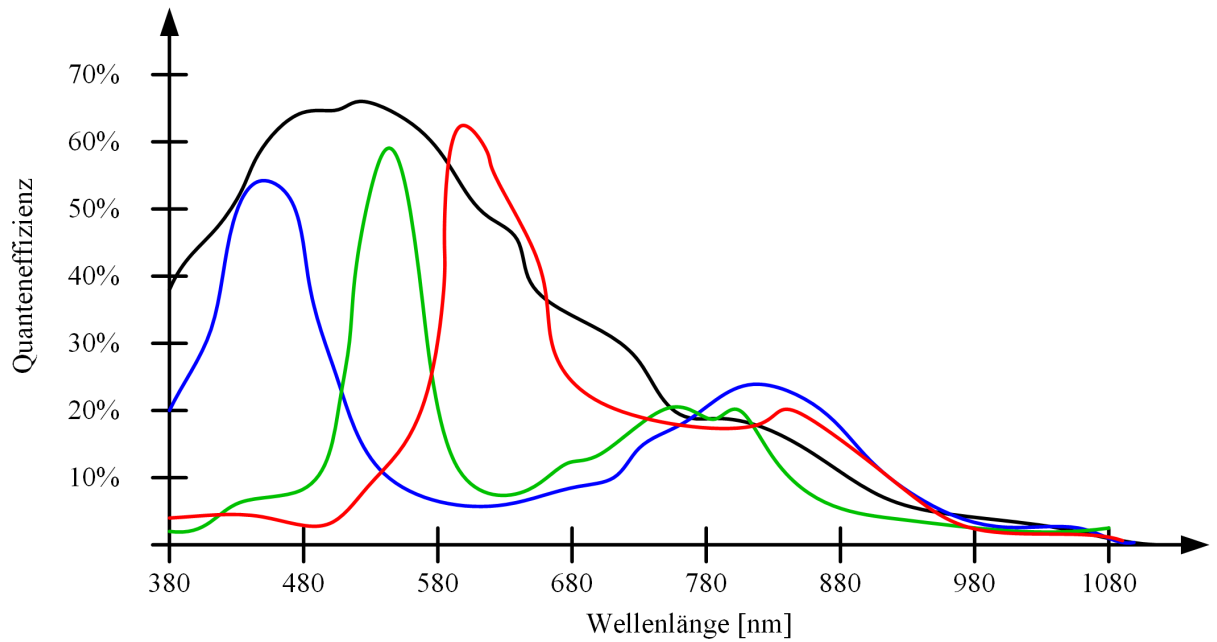


Abbildung 11: Beispiel für die spektrale Empfindlichkeit in Form der Quanteneffizienz (engl. Quantum Efficiency, kurz QE) für die Kanäle Rot, Grün und Blau eines RGB Sensors sowie für einen monochromatischen Sensor nach (Allied Vision 2017)

Das räumlich aufgelöste und in seiner Intensität diskrete Signal, welches vom Sensor der Kamera ausgegeben wird, ist Eingangsgröße der Bildverarbeitung. Ein gegebenes Bild I wird als Funktion $I(m,n)$ definiert, wobei m und n den Raumkoordinaten entsprechen. Der Wert von $I(m,n)$ entspricht der Intensität am durch die Koordinaten m und n definierten Punkt und definiert einen Grauwert $i_{m,n}$ (Gonzalez und Woods 2002, S. 55) (Jähne 2012, S. 110). Ein Bild $I(m,n)$ aus $M \times N$ Pixel wird entsprechend in Matrixform wie folgt beschrieben:

$$I(m,n) = \begin{bmatrix} i_{1,1} & \cdots & i_{1,N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ i_{M,1} & \cdots & i_{M,N} \end{bmatrix} \text{ mit } m \in [1 \dots M], n \in [1 \dots N]. \quad (1)$$

Ein Pixel ist ein zweidimensionales Objekt. Da aber auch Kantenlängen, Wellenlänge etc. in Pixel angegeben werden, es sich dabei aber um eindimensionale Größen handelt, werden zur Unterscheidung diese Größen in dieser Arbeit mit der Einheit px beschrieben. Im Gegensatz dazu werden zweidimensionale Bildmatrizen mit $M \times N$ Pixel angegeben. Abbildung 12 zeigt beispielhaft die Bildmatrizen der Kanäle eines RGB Bildes, eines Graustufenbildes sowie eines extrahierten Binärbildes mit jeweils 5 x 5 Pixel.

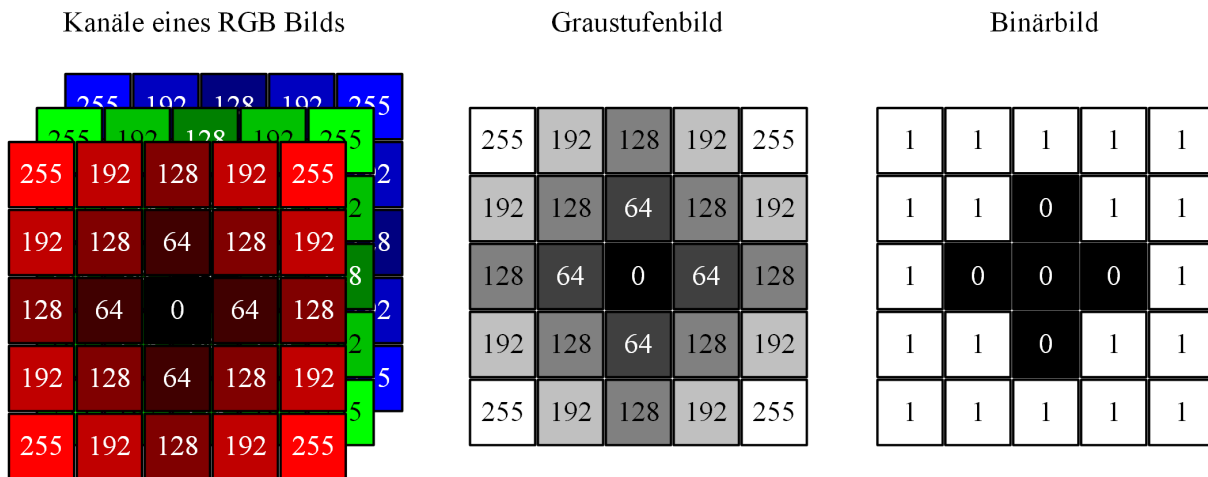


Abbildung 12: Bildmatrizen eines RGB Bildes, Bildmatrix eines Graustufenbildes sowie die korrespondierende Bildmatrix des normierten und binarisierten Bildes

In der Bildverarbeitung werden entsprechend Matrizen verarbeitet, welche Bilddaten repräsentieren. Ein Graustufenbild, welches Einträge entsprechend des Signalumfangs des Sensors enthält, wird ebenso durch eine einzelne Matrix repräsentiert wie ein Binärbild, dessen Einträge entweder „0“ oder „1“ betragen. Ausgehend von einem Sensor mit Bayermatrix werden Farbbilder als Tensor dritter Stufe dargestellt bestehend aus drei $M \times N$ großen Matrizen. Dabei entspricht jede Matrix einem Farbkanal und ist darüber hinaus bei interpolierten Bilddaten voll besetzt. Nicht interpolierte Farbbilder (bspw. RAW Dateien) können ebenfalls über einen Tensor dritter Stufe dargestellt werden. Im Unterschied zu interpolierten Bilddaten sind die Matrizen jedoch nicht voll besetzt.

Wird in der Realität ein Objekt mehrmals aufgenommen, entstehen durch veränderliche Aufnahmebedingungen unterschiedliche Bilddaten, welche jedoch das gleiche Objekt repräsentieren. Hierdurch ergeben sich Herausforderungen bei der Identifikation von Objekten mittels Bilddaten. Unterschiede in Bilddaten können zum einen aus der Messkette resultieren, bspw. durch Variation der Messtechnik oder von Parametern der Messtechnik. Typische Beispiele sind die spektrale Empfindlichkeit einer Kamera oder ihr Signal-Rausch-Verhältnis. Darüber hinaus spielt die Beleuchtungsgeometrie sowie das Beleuchtungsspektrum eine große Rolle. Nicht zuletzt ist von entscheidender Bedeutung, mit welcher Geometrie das Objekt erfasst wird. Eine Identifikation mittels eines pixelbasierten Vergleiches von Bilddaten ist aus diesen Gründen meist nicht zielführend. Die vorliegende Arbeit vergleicht daher Bilddaten mittels eines frequenzbasierten Verfahrens und ermöglicht so eine Identifikation.

2.4 Merkmalsextraktion mittels Gaborfilterung

In vielen Bereichen der Bildverarbeitung kommen Merkmalsextraktionen zum Einsatz. Merkmalsextraktionen im Allgemeinen haben zur Aufgabe, aus einem digitalen Bild Merkmale zu gewinnen und dadurch den Bildinhalt auf für die Messaufgabe relevante Informationen zu reduzieren. Diese Merkmalsbilder repräsentieren bestimmte Attribute der untersuchten Bilddaten wie bspw. Kanten. Merkmalsextraktionen lassen sich in ortsbasierte und frequenzbasierte Verfahren unterteilen. Einen Überblick über beide Klassen bieten Reed und Du Buf (1993). Ortsbasierte Merkmalsextraktionen sind bspw. Zählverfahren und Verfahren zur Detektion von Kanten. Das gebräuchlichste Verfahren zur Kantendetektion stammt von Canny (1987) und wertet Grauwertsprünge in Graustufenbildern nach vorangegangener Glättung aus, um Kanten zu detektieren und von Rauschsignalen zu trennen. Die bekannteste Klasse frequenzbasierter Verfahren in der Bildverarbeitung sind diskrete, zweidimensionale Fouriertransformationen (DFT). Die Fouriertransformation ist zweidimensional, da Bilder als Tensoren zweiter Stufe (sprich als Bildmatrix) dargestellt werden können (siehe Abschnitt 2.3). Da Bilddaten diskret Signale sind, ist auch die Fouriertransformation diskret. Während die DFT auf das gesamte Bild angewandt wird, wird bei der sogenannten *short-term Fourier transform* (STFT) mit einer Fensterung gearbeitet. Wird für dieses Fenster nun eine Gauß-Verteilung verwendet, so spricht man von einer Gaborfilterung (Glassner 1995). In der Bildverarbeitung stellen Filter generell einen wichtigen Baustein zur Transformation von Bilddaten dar (Erhardt 2008; Joshi 2014; Burger und Burge 2006). Filtermatrizen in der Bildverarbeitung haben eine festgelegte Größe und müssen nicht an spezifische Bilder angepasst werden. Das einfachste Filter ist ein Mittelwertfilter, bei welchem alle Einträge gleich „1“ gesetzt werden. Dieses Filter wird zur Glättung von Bilddaten eingesetzt und funktioniert als Tiefpassfilter. Hohe Frequenzen werden dadurch herausgefiltert. Bei Bilddaten sind insbesondere Rauschsignale hiervon betroffen. Eine andere weit verbreitete Form der Tiefpassfilterung ist das Gaußfilter. Die Einträge der Filtermatrix h eines Gaußfilters mit der Größe $M \times N$ können über die Binomialkoeffizienten eines Binoms m -ter Ordnung bestimmt werden (Erhardt 2008). „*Sie (die Binomialverteilung) ist die diskrete Approximation der Gaußverteilung, deren Approximationsgüte mit der Größe des Filterkerns steigt*“ (Erhardt 2008). Ein Gaußfilter der Größe 5×5 Pixel erhält über die Koeffizienten eines Binoms der 4ten Ordnung bspw. die Form

$$h = \frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}.$$

Gaußfilter werden in Kapitel 4 sowohl in der Vorverarbeitung als auch bei der Merkmalsextraktion verwendet. Das Filter h kann nicht nur auf Bildmatrizen mit einer Größe von 5 x 5 Pixel, sondern auf jede beliebige Bildmatrix mit einer Mindestgröße von 5 x 5 Pixel angewandt werden. Die Größe der Filtermatrix h entspricht der Größe des Fensters. Durch Aufsummieren der gefilterten Teilbilder ergibt sich das gefilterte Bild $F(x,y)$. Die Summation entspricht mathematisch einer Faltung, die Abbildung (sprich die Faltung) ist nicht reversibel. Das Gaborfilter speziell geht auf Dennis Gabor (1946) zurück, welcher auf dem Gebiet der Signaltheorie forschte. Während Gabor in seiner Veröffentlichung eindimensionale Signale betrachtet, erweitert Daugman (1985) Gabors Ansatz auf zwei Dimensionen basierend auf seiner Filtertheorie (Daugman 1980). Gleichung 2 beschreibt das Gaborfilter $\Psi_{\omega,\theta}(x,y)$ als Produkt aus einer normierten Gaußverteilung $\frac{1}{2\pi\sigma^2} \cdot \exp(-\frac{x'^2+y'^2}{2\sigma^2})$ mit einer komplexen Sinusfunktion $\exp(-i\omega x')$:

$$\Psi_{\omega,\theta}(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \cdot \exp\left(-\frac{x'^2+y'^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \exp(-i\omega x'). \quad (2)$$

Dabei bewirken x' und y' eine Koordinatentransformation der Gauß-Verteilung um den Winkel θ :

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta, \quad (3)$$

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta. \quad (4)$$

Das komplexe Gaborfilter $\Psi_{\omega,\theta}(x,y)$ ist somit abhängig von der Orientierung θ und der Frequenz ω der komplexen Sinusfunktion. Die Frequenz ω wird angegeben in cycle/px. Ein Beispiel hierfür im Zusammenhang mit der Bildverarbeitung von gedruckten Strukturen findet sich bei (Bornemann 2013). Durch die Vorgabe einer Orientierung θ und einer Frequenz ω kann das Gaborfilter $\Psi_{\omega,\theta}(x,y)$ als eine frequenz- und orientierungsabhängige Kantendetektion verstanden werden. Das Filter ist somit nicht rein frequenz- bzw. ortsbasiert, sondern stellt eine Mischform dar. Das gefilterte, komplexe Bild $F(x,y)$ ergibt sich durch Faltung der Bildmatrix $I(x,y)$ mit dem komplexen Gaborfilter $\Psi_{\omega,\theta}(x,y)$:

$$F(x, y) = \Psi_{\omega, \theta}(x, y) * I(x, y). \quad (5)$$

„Generally speaking, a Gabor filter would consider the frequency of a pattern (“what”) as well as the 2D position of the pattern (“where”) (Daugman 1993)” (Toreini et al. 2017, S. 6). Es findet sich eine Vielzahl von Anwendungen bspw. bei der Gesichts- (Liu und Wechsler 2002; Shen und Bai 2006) und Iriserkennung (Daugman 2001, 2003) sowie der Zuordnung von Fingerabdrücken (Jain et al. 1997; Lee und Wang 1999). Aktuelle Trends bei der biometrischen Erkennung über Gaborfilterung finden sich in (Serrano et al. 2010). Ein weiteres Einsatzgebiet der Gaborfilterung ist die Texturklassifikation (Reed und Du Buf 1993; Toreini et al. 2017; Jain und Farrokhnia 1990). In experimentellen Untersuchungen zeigt sich darüber hinaus, dass das visuelle System von Säugetieren durch die Gaborfilterung modelliert werden kann (Jones und Palmer 1987). Eine allgemeine Beschreibung der Gaborfilterung in Bezug auf Bilddaten findet sich in (Lee 1996).

2.5 Hamming Distanz

Die Stochastik von Druckmustern wird im Rahmen dieser Arbeit durch den Vergleich von Binärvektoren untersucht. Binärvektoren sind aufgebaut aus einzelnen sogenannten Digits, welche ausschließlich die Werte „0“ und „1“ enthalten. In der Datenverarbeitung werden diese Vektoren auch als Bitkette (engl. Bit Array) bezeichnet. Als Abstandsmaß zwischen zwei Binärvektoren wird in der Informationstechnik die Hamming Distanz verwendet. Die Hamming Distanz (Hamming 1950) geht zurück auf Richard Wesley Hamming, welcher eine Methode zur Fehlervermeidung bei der Berechnung einer großen Anzahl von Operationen suchte, wie sie in Rechenmaschinen auf Relaisbasis auftraten. Besonders problematisch war und ist dabei, dass ein einzelner (Bit-) Fehler zum Abbruch der Operation führt bzw. nachfolgende Operationen fehlerbehaftet sind. Hamming beschäftigte sich neben der Fehlerdetektion auch mit der Fehlerkorrektur. Darüber hinaus erkannte er, dass ein typisches Anwendungsfeld für fehlerkorrigierende Codes rauschbehaftete Systeme sind, in welchen aus technischen oder ökonomischen Gründen das Signal-Rausch-Verhältnis nicht reduziert werden kann. Hamming (1950) definiert eine Metrik, welche den Abstand zwischen zwei Punkten im n -dimensionalen Raum bestehend aus binären Sequenzen mit der Länge n beschreibt. Diese Metrik wird nachfolgend als Hamming Distanz HD bezeichnet. Eine Hamming Distanz HD weist dabei drei Bedingungen einer Metrik auf:

$$HD(x, y) = 0, \text{ falls } x = y, \quad (6)$$

$$HD(x, y) = HD(y, x) > 0, \text{ falls } x \neq y, \quad (7)$$

$$HD(x, y) + HD(y, z) \geq HD(x, z) \text{ (Dreiecksungleichung)}. \quad (8)$$

Werden die zwei Punkte im n -dimensionalen Raum durch die Binärvektoren $S_1 = (S_{1,1}, \dots, S_{1,n})$ und $S_2 = (S_{2,1}, \dots, S_{2,n})$ beschrieben, so entspricht die Hamming Distanz $HD(S_1, S_2)$ der Anzahl der abweichenden Stellen zwischen diesen zwei Binärvektoren gleicher Länge n nach

$$HD(S_1, S_2) = |\{i \in \{1, \dots, n\} \mid S_{1,i} \neq S_{2,i}\}|. \quad (9)$$

Wird eine Menge an Daten miteinander anhand von Hamming Distanzen verglichen, gibt es zwei Arten: In der intra-class werden Daten gleichen Ursprung verglichen. Im Gegensatz dazu werden mit der inter-class Daten unterschiedlichen Ursprungs verglichen. Ein Beispiel hierfür findet sich bei der Iriserkennung in (Abdullah et al. 2011). Im Rahmen der Arbeit werden die Begriffe Intra-Hamming Distanz und Inter-Hamming Distanz verwendet (siehe Abschnitt 4.4).

Das Hamming-Gewicht HG gibt die Anzahl der Nicht-Null-Stellen eines Strings an. In einem vollkommen zufälligen String ist jede zweite Stelle mit einer Eins besetzt, was einem normierten Hamming-Gewicht von $HG = 0,5$ entspricht. Die Verteilung der Hamming-Gewichte über eine Menge an Binärvektoren kann als Indiz für die Zufälligkeit der Binärvektoren genutzt werden.

2.6 Gedruckte Identifikations- und Sicherheitsmerkmale

Die im Rahmen dieser Arbeit vorgestellten Druckmusterarten sollen auf Druckprodukten zur Identifikation dienen und darüber hinaus zu einer Steigerung der Fälschungssicherheit beitragen. In diesem Unterkapitel wird daher der aktuelle Stand der Technik hinsichtlich gedruckter Identifikations- und Sicherheitsmerkmale dargestellt.

Identifikationsmerkmale

Identifikationsmerkmale dienen (namensgebend) der Identifikation eines Objekts und der Zuordnung zu verknüpften Informationen. Je nach Art des Identifikationsmerkmals können dabei unterschiedliche Informationen eingebracht werden. Im Allgemeinen sind diese Informationen kodiert, sodass die Interpretation bzw. das Auslesen der Informationen

Vorwissen erfordert. Der bekannteste Vertreter dieser Gattung ist der Barcode, welcher maschinenlesbar ist, jedoch nicht ohne Hilfsmittel von einem Beobachter interpretiert werden kann. Barcodes bieten neben der maschinenlesbaren Komponente einen numerischen Code, welcher bei Nicht-Lesbarkeit des Strichmusters eine Handeingabe ermöglicht (siehe Abbildung 13, links). Ein weiterer Vertreter auf Verbrauchsgütern ist der zweidimensional aufgebaute QR-Code (siehe Abbildung 13, Mitte). Neben den zwei genannten Vertretern gibt es insbesondere für industrielle Anwendungen Datamatrix-Codes, welche ebenfalls zweidimensional aufgebaut sind (siehe Abbildung 13, rechts).



Abbildung 13: Ein- und zweidimensionale Identifikationsmerkmale v.l.n.r.: Barcode (EAN13), QR-Code und Datamatrix-Code; erstellt über (Barcode Tec IT 2019)

Alle Codes haben gemeinsam, dass sie in verschiedenen Ausprägungen gebräuchlich sind und es nicht „den“ Barcode bzw. QR- oder Datamatrix-Code gibt. Darüber hinaus sind alle drei Identifikationsmerkmale deterministisch aufgebaut und maschinenlesbar. Das Erscheinungsbild auf jedem einzelnen Druckprodukt ist vorgegeben, Abweichungen sind so klein wie möglich zu halten. Drucktechnisch bedingte Abweichungen zwischen einzelnen Codes werden bei der Auswertung und Interpretation kompensiert. So kann bspw. eine Charge einer Produktverpackung über den Barcode auf den identischen Datenbankeintrag im Kassensystem eines Supermarkts führen. Die Maschinenlesbarkeit der Codes ermöglicht eine automatisierte Verarbeitung und Unterscheidung einer sehr großen Anzahl verschiedener Codes. Sie weisen dank eingebauter Redundanzen eine hohe Robustheit in der Erkennung auf, welche eine Lesbarkeit des Codes auch bei Verunreinigung oder Beschädigung ermöglicht (ISO/IEC 18004:2000(E)). Allgemein können die kodierte Daten auf einem Endprodukt im Handel Informationen bzgl. Preis, Produktionsstandort und Produktionsdatum umfassen. Bei Halbzeugen oder in der Herstellung können Identifikationsmerkmale durch die Verknüpfung mit Auftragsdaten zur Einhaltung und Kontrolle einer Prozesskette beitragen im Sinne des Track and Trace.

Sicherheitsmerkmale

Sicherheitsmerkmale werden in vielen Bereichen verwendet, welche sensitiv für Fälschungen sind. So werden Wasserzeichen in Geldscheinen ebenso verwendet wie digitale

Wasserzeichen in Bilddaten. Generell lässt sich die Aufgabe eines Sicherheitsmerkmals dahingehend beschreiben, dass die Hürde für eine Fälschung so hoch wie möglich gesetzt werden soll. Teil der Aufgabe ist dabei die Überprüfbarkeit der Echtheit des physischen oder digitalen Objekts. Insbesondere in Bezug auf Zahlungsmittel und Ausweisdokumente wird der Begriff des Sicherheitsmerkmals verwendet (Bundesbank 2016). van Renesse (1997) unterteilt anhand der Inspektionsmethode verschiedener Sicherheitsmerkmale:

- First line inspection: Inspektion mit menschlichen Sinnen ohne zusätzliche Hilfsmittel. Verwendet werden sogenannte public security features wie bspw. Wasserzeichen und taktiler Intagliodruck.
- Second line inspection: Inspektion unter der Zuhilfenahme von Hilfsmitteln wie bspw. Lupen, UV-Lichtquellen oder Barcodeleser. Die Art der Inspektion benötigt einen Fachmann bzw. eine automatisierte Auswertung.
- Third line inspection: Inspektion unter Laborbedingungen mit entsprechenden Messgeräten wie Mikroskopen oder Spektrometern. Die Inspektion selbst kann somit ausschließlich in einer Laborumgebung durchgeführt werden.

Eine in der Industrie gebräuchliche Klassifizierung unterscheidet zwischen offenen (engl. overt), verdeckten (engl. covert) und forensischen (engl. forensic) Sicherheitsmerkmalen. Diese Stufen entsprechen first, second und third line inspection. Daneben können Mischformen wie semi-covert unterschieden werden (Schmid 2006; Lancaster 2006). Seto (2002) unterscheidet zusätzlich hinsichtlich der benötigten Zeit zur Überprüfung und der Größe der im Sicherheitsmerkmal enthaltenen Features. Die prominentesten Beispiele für Sicherheitsmerkmale aller drei Stufen finden sich auf Banknoten (Bundesbank 2016). Ein weiteres Beispiel sind die Sicherheitsmerkmale auf Ausweisdokumenten (Bundesministerium des Innern 2017). Dabei werden in beiden Fällen Overt- und Covert-Merkmale kommuniziert. Forensische und mögliche weitere Covert-Merkmale sind nicht publik, um Fälscher nicht auf diese aufmerksam zu machen.

Als offene Sicherheitsmerkmale werden solche bezeichnet, welche sich durch Laien ohne Hilfsmittel auswerten lassen. Das am häufigsten eingesetzte offene Merkmal sind diffraktive Elemente (engl. Diffractive optically variable image devices; kurz DOVIDs) auf Banknoten und Ausweisen, welche umgangssprachlich als Hologramme bezeichnet werden (Lancaster 2006). Haptische Elemente wie Silberstreifen auf Banknoten zählen ebenfalls zu dieser Klasse. Die Klasse der verdeckten Sicherheitsmerkmale erfordert ein technisches Hilfsmittel wie bspw. ein Lesegerät oder eine Lupe und setzt einen Anwender mit Vorwissen voraus. Typische Vertreter sind Hidden Images (Rosen und Javidi 2001), welche erst unter Verwendung einer speziellen Lichtquelle sichtbar werden. Eine eindeutige Abgrenzung ist

dabei nicht immer möglich. So lassen sich Mikroschriften teilweise mit bloßem Auge errahnen, das Lesen gelingt jedoch erst unter Zuhilfenahme einer Lupe. Die letzte Klasse, genannt forensische Sicherheitsmerkmale, unterscheidet sich von verdeckten Merkmalen dahingehend, dass zur Authentifizierung eine spezielle Messtechnik bzw. Logik zur Auswertung zum Einsatz kommt. Dies können z.B. spezielle Prüfgeräte sein (Bundesdruckerei GmbH 2017) oder analytische Methoden, welche ein Laborumfeld erfordern. Forensische Merkmale können dabei sowohl im Substrat, als auch im Druckbild enthalten sein. Wird auf faserbasierte Substrate gedruckt, so bietet sich die Lage und Verteilung der Papierfasern selbst als Sicherheitsmerkmal an. Zur robusteren Erkennung werden hierfür spezielle Fasern verwendet, welche bspw. unter UV-Licht fluoreszieren. Beispiele hierfür finden sich u.a. bei (van Renesse 1997), (Kirovski 2004) und (Penn et al. 2004). Typische Vertreter für im Druckbild enthaltene Merkmale sind forensische Marker, sprich spezielle Partikel, welche dem Druckfluid hinzugefügt werden (Plimmer 2006). Diese können chemisch oder optisch reagieren und somit nachgewiesen werden. Kritisch für solche Anwendungen ist die Exklusivität des Markers. Besitzt ein Fälscher den forensischen Marker und kann er das Druckbild reproduzieren, ist die Fälschung nicht mehr vom Original zu unterscheiden. Forensische Merkmale lassen sich jedoch auch ohne die Verwendung von speziellen Tinten herstellen. Reverdy-Bruas et al. (2015) beschreiben die Analyse von gedruckten zweidimensionalen Codes per Mikroskop. Abramovici et al. (2010) behandeln im Projekt *O-Pur* die Eignung von „stochastisch markierten Matrixcodes für Massenprodukte“ unter Verwendung verschiedener Messinstrumente, jedoch immer unter einem forensischen Ansatz. Die „Stochastische Markierung“ ist hierbei als „physikalische Interaktion zwischen Substrat und Datenträger“ beschrieben, wobei das Druckfluid als Datenträger bezeichnet wird. Ein weiterer Ansatz ist in der Patentschrift von (Göktekin 10.04.13) zu sehen, welche Informationen in der Rasterung des Druckbilds codieren. Stochastische Ansätze zum Fälschungsschutz in Patentschriften sind bei (Dörsam et al. 2012) und (Biermann und Rauhe 2003) zu finden. Die Patentschrift (Soborski 2013) beschreibt die Verwendung von zufälligen Features in gedruckten Strukturen, welche optisch erfasst und mit einer Datenbank abgeglichen werden können und ist der Methode der vorliegenden Arbeit inhaltlich am nächsten.

Chen et al. (2005) führen allgemein Kriterien auf, welche kostengünstige und robuste Echtheitszertifikate (engl. certificate of authenticity; kurz COA) erfüllen sollten. Als COAs werden dabei Objekte bezeichnet, welche physikalisch mit Produkten zum Zwecke der Echtheitsprüfung verbunden sind.

1. Einzigartigkeit: Einzelne Instanzen des COA lassen sich voneinander unterscheiden.

2. Multi-Dimensionalität: Die Verwendung eines COA auf einem Objekt führt zu einer Antwort bei einer Überprüfung, welche nicht durch das Objekt selber erreicht werden kann.
3. Sichere Authentifizierung: Das COA erlaubt eine (mehrfache) Überprüfung bspw. durch Public-Key Verfahren.
4. Niedrige Herstellungskosten: Die Kosten der Herstellung liegen möglichst niedrig gemessen an der Höhe der Fälschungssicherheit.
5. Hohe Reproduktionskosten: Die Kosten einer Kopie oder einer möglichst dem Original ähnlichen Reproduktion liegen mehrere Größenordnungen über den Herstellungskosten.
6. Kostengünstige Überprüfung: Möglichst geringer zeitlicher und monetärer Aufwand.

Als weiteres Unterscheidungskriterium für die Art des Sicherheitsmerkmals unabhängig von der technischen Ausprägung eignet sich die Art der Prüfung. Dabei kann zwischen autarken Merkmalen und solchen unterschieden werden, welche einen Abgleich mit einer Datenbank zur Überprüfung benötigen (Abramovici et al. 2010). Yamamotoya und Matsumoto (2004) beschreiben die Elemente von Markenprodukten (bspw. das Produkt selbst sowie dessen Verpackung) und stellen systematisch Angriffspunkte zur Fälschung dieser Elemente dar. Ein Überblick über Definitionen der wichtigsten Begriffe im Zusammenhang mit Methoden zum Fälschungsschutz findet sich in (ISO 12931). Darüber hinaus geben Staake und Fleisch (2008) einen Überblick über das komplexe Feld des Fälschungsschutzes aus einer betriebswirtschaftlichen Sicht. Bekannte Unternehmen im Bereich der gedruckten Sicherheitsmerkmale sind u.a. *Schreiner Group GmbH & Co. KG*, *tesa scribos®*, *Leonhard Kurz Stiftung & Co. KG* und *3M Deutschland GmbH*.

Anmerkung: Während Sicherheits- bzw. Identifikationsmerkmale die Gesamtheit eines Elements bezeichnen, sind Merkmale in der Bildverarbeitung (wie sie in Abschnitt 2.4 vorgestellt werden) granularer zu verstehen. So kann ein Sicherheitsmerkmal bspw. ein mittels forensischer Marker gedrucktes Hidden Image sein, während das zugehörige Merkmal in der Bildverarbeitung die Kanten des gedruckten Hidden Images sind. Neben dem Begriff des Sicherheitsmerkmals findet sich der Begriff des Authentifizierungsmerkmals, wobei die Begriffe synonym verwendet werden. Die Authentifizierbarkeit eines Merkmals meint hierbei die Überprüfbarkeit der Echtheit eines Objekts.

3. Herstellung stochastischer Druckmuster

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit soll die Eignung von Druckmustern als Identifikations- und Sicherheitsmerkmal geprüft werden. Die behandelten Druckmuster werden im nachfolgenden Kapitel vorgestellt. Dabei werden ausgehend vom Prozessmodell aus Abschnitt 1.2 die Prozessschritte der Druckproduktion betrachtet bis hin zur Präparation der Druckmuster für die Verarbeitung mittels der in Kapitel 4 vorgestellten Methode (siehe Abbildung 14).

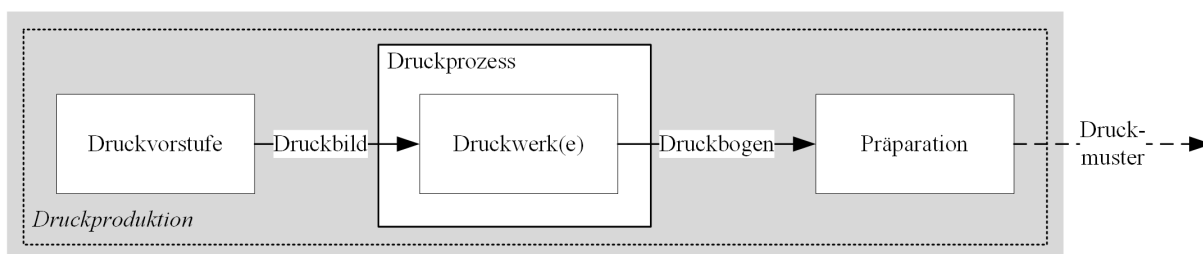


Abbildung 14: Betrachtete Prozessschritte in Kapitel 3

Wie in Abschnitt 2.1 beschrieben, gliedert sich die Druckproduktion im Allgemeinen in die Druckvorstufe, den Druckprozess und die Weiterverarbeitung. Leicht abgewandelt ist auch der Prozess im vorliegenden Kapitel zu verstehen. In der Druckvorstufe wird durch Gestaltung des Druckbilds bzw. der Druckform bei konventionellen Druckverfahren bestimmt, wie das Substrat im Druckprozess bzw. in den einzelnen Druckwerken bebildert wird. Ergebnis des Druckprozesses ist das bedruckte Substrat auf Bogen oder Rolle, im Falle der vorliegenden Arbeit bedruckt mit einer der drei nachfolgend vorgestellten Druckmusterarten. Um die in Kapitel 4 vorgestellte Methode anwenden zu können, werden in der Präparation, welche der Druckweiterverarbeitung entspricht, die großflächig bedruckten Druckbogen zu Druckmustern vereinzelt und auf Karten appliziert. Dadurch liegen die Druckmuster als kleine Flächen mit einer Fläche von 1 cm^2 vor. Prinzipiell ist die Methode jedoch nicht beschränkt auf eine spezifische Fläche der Druckmuster.

3.1 Vorüberlegungen

Der Druckprozess hat im Allgemeinen zum Ziel, das Druckbild möglichst exakt auf das Substrat zu übertragen. Der optische Eindruck des Druckprodukts soll somit exakt den Vorgaben aus der Druckvorstufe entsprechen, in welcher das Druckbild bzw. die Druckform

erstellt wird. Die Forderung nach stochastischen Strukturen auf dem Druckprodukt stellt somit einen deutlichen Konflikt zu den Anforderungen dar, nach welchen Prozesse und Maschinen für gewöhnlich entwickelt werden. Dennoch werden im Druckprozess in der Praxis Strukturen erzeugt, welche makroskopisch betrachtet stochastisch wirken. Dies geschieht in der Regel nicht aus Absicht, sondern aufgrund von Imperfektionen im Druckprozess. Typische Beispiele für solche Imperfektionen werden in Abbildung 15 gezeigt.

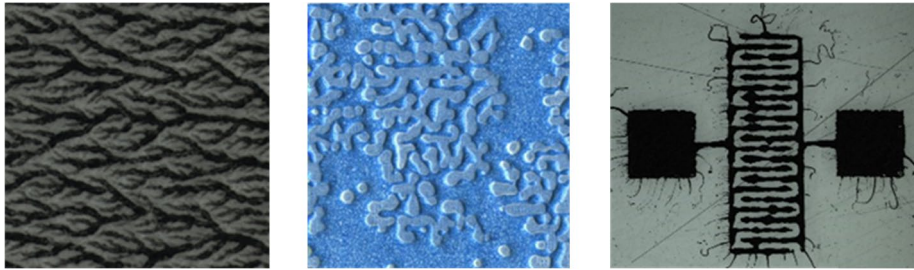


Abbildung 15: Viscous Fingering, Entnetzung auf vorbedrucktem Substrat, Filamentbildung bei gedruckten Leiterbahnen in der gedruckten Elektronik (v.l.n.r.) (Quelle IDD)

Das Phänomen des Viscous Fingering (Abbildung 15 links) wird nachfolgend in Abschnitt 3.3 behandelt. Die in Abbildung 15 mittig gezeigte Entnetzung entsteht durch Differenzen zwischen der Oberflächenenergie des Fluids und des vorbedruckten Substrats. Die in Abbildung 15 rechts gezeigte Filamentbildung bei gedruckten Leiterbahnen kann auf statische Aufladung, Viskosität des Druckfluids und nicht optimal eingestellten Prozessgeschwindigkeiten zurückgeführt werden. Im dargestellten Fall führen die Härchen zu Fehlfunktion und Kurzschluss des Bauteils. Ein Nachweis, dass diese Strukturen tatsächlich stochastisch sind, ist bisher nicht erbracht worden.

Anforderungen an stochastische Druckmuster

Um geeignet für die Methode zu sein, müssen die aufgrund ihrer Strukturen stochastisch wirkenden Druckmuster einige Anforderungen erfüllen. Die Anforderungen beziehen sich dabei hauptsächlich auf die optische Erscheinung der Druckmuster, da die in Kapitel 4 vorgestellte Methode auf optischer Bilderfassung aufbaut.

1. Als wichtigste Anforderung darf gelten, dass die gedruckten Strukturen der Druckmuster nicht aus dem Druckbild vorhersehbar sind. Im Druckprozess sorgt somit eine Prozessunsicherheit für die Entstehung der stochastisch wirkenden Strukturen. Die Stochastik wird durch Be- und Entnetzungsphänomene begünstigt.
2. Es wird angenommen, dass eine hohe Informationsdichte innerhalb der Druckmuster zu einer hohen Diskriminierbarkeit führt. Um eine möglichst hohe Informationsdichte

zu erhalten, müssen die Strukturen der Druckmuster möglichst fein sein. Diese Anforderung steht im Konflikt mit der minimalen Strukturgröße, welche zur optischen Erfassung benötigt wird. Es werden Strukturen angestrebt, deren stochastischen Charakteristika makroskopisch bzw. mit einer einfachen Lupe erkennbar sind. Eine eindeutige Identifikation der Druckmuster ist jedoch mit bloßem Auge aufgrund der Komplexität der Strukturen nicht möglich.

3. Neben der Größe der Strukturen ist auch der Kontrast zwischen Struktur und Hintergrund von Bedeutung, da in der Bilddatenverarbeitung der Vordergrund vom Hintergrund separiert werden muss. Der Hintergrund ist bei zwei der drei nachfolgend vorgestellten Druckmusterarten das Substrat, bei der dritten Druckmusterart eine dunkle Farbschicht (siehe Abbildung 17). Der Kontrast ist dabei in Zusammenhang mit der Beleuchtung und der relativen Empfindlichkeit der Bilderfassung zu betrachten. Es wird angestrebt, einen ausreichend hohen Kontrast zu erreichen.

Weitere Anforderungen können abhängig vom Einsatzzweck sein und können sich widersprechen. Soll in der Praxis die Echtheitsprüfung eines Produkts bzw. einer Verpackung durch den Endverbraucher durchgeführt werden, so ist von einem ungeschulten Prüfer mit bspw. einem Smartphone mit entsprechender App als Messtechnik auszugehen. Wird dagegen die Echtheitsprüfung durch den Hersteller an verschiedenen Stellen in der Logistikkette des Produkts bzw. der Verpackung durchgeführt, so ist von einem geschulten Prüfer mit spezifischer mobiler Messtechnik auszugehen. Da beide Ansätze eine Auswertelogik benötigen, handelt es sich folglich bei beiden um forensische Ansätze (siehe Abschnitt 2.6). Im Falle der Überprüfung durch den ungeschulten Endkunden mit Smartphone ist jedoch mit stärkerem Störgrößeneinfluss zu rechnen als unter kontrollierten Messbedingungen mit spezifischer Messtechnik. So spielen unter anderem die Aufnahme- und Beleuchtungsgeometrie eine große Rolle bei der Bilderfassung. Störgrößen lassen sich mit spezieller Messtechnik, also bspw. genormter Aufnahme- und Beleuchtungsgeometrie mit festen Aufnahmeparametern auf ein Minimum reduzieren. Da diese Arbeit zum Ziel hat, die gewählten Druckmuster und nur nachrangig die gewählte Messtechnik zu bewerten, werden die Bilddaten im Rahmen dieser Arbeit mittels spezieller Messtechnik gewonnen (siehe Abschnitte 5.2 und 6.1). Die im Rahmen dieser Arbeit vorgestellte Methode bringt anhand von Druckmustern, welche stochastisch wirkende Strukturen enthalten, erstmals den Nachweis, dass diese Strukturen in Kombination mit der entsprechenden Bildverarbeitung als stochastisch interpretiert werden können. In Anlehnung an Abschnitt 2.2 zeigt nachfolgende Abbildung 16, wie die in dieser Arbeit verwendeten Druckmuster als PUFs verstanden werden können.

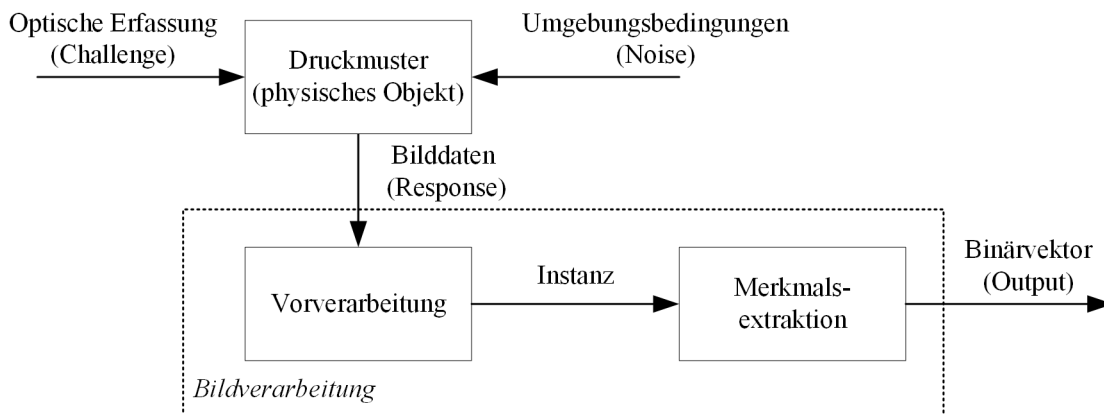


Abbildung 16: Druckmuster sowie die zugehörige optische Erfassung und Bildverarbeitung im Sinne einer PUF

Reagiert jedes Druckmuster mit hinreichend unterscheidbaren Bilddaten (Response) auf die optische Erfassung (Challenge), so können die Druckmuster als PUFs interpretiert werden. Zur Untersuchung der Diskriminierbarkeit werden die berechneten Binärvektoren verglichen.

Arten von Druckmustern

Im Rahmen der Arbeit werden drei verschiedene Arten von Druckmustern behandelt: Line Variation, Viscous Fingering sowie Drip-Off. Das Druckbild ist dabei stets streng deterministisch, die Stochastik der Druckmuster wird im Prozess physikalisch erzeugt. Je nach gewählter Druckmusterart (und damit je nach gewählttem Druckverfahren) stehen unterschiedliche Angriffspunkte zur Beeinflussung der stochastischen Wirkung zur Auswahl. Abbildung 17 zeigt die drei im Rahmen dieser Arbeit behandelten Druckmusterarten Line Variation (siehe Abschnitt 3.2), Viscous Fingering (siehe Abschnitt 3.3) und Drip-Off (siehe Abschnitt 3.4). Die drei Druckmusterarten zeigen stochastisch wirkende Strukturen, welche makroskopisch ohne optische Hilfsmittel erkennbar sind und bieten durch eine entsprechende Granularität zusätzliche forensische Charakteristika. Dies bedeutet insbesondere, dass mehrere Druckmuster der gleichen Druckmusterart nicht mit bloßem Auge identifizierbar bzw. diskriminierbar sind und entsprechende technische Hilfsmittel benötigt werden. Die Strukturen wirken dabei stochastisch, eine Vorhersage der genauen optischen Erscheinung eines Druckmusters ist nicht möglich (siehe Abbildung 17).

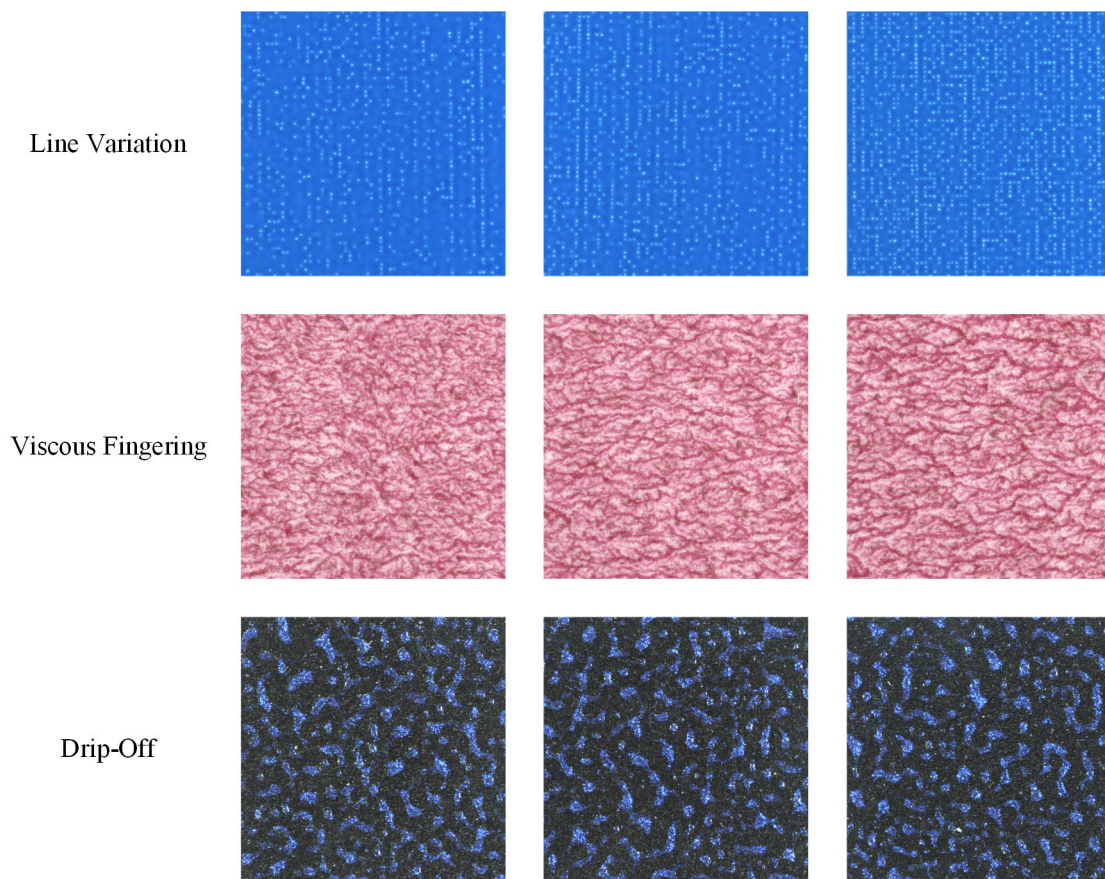


Abbildung 17: Druckmustern der drei behandelten Druckmusterarten Line Variation, Viscous Fingering und Drip-Off. Die Druckmuster einer Druckmusterart sehen sich untereinander ähnlich, sind jedoch nicht identisch und wirken stochastisch.

In der Drucktechnik ist bekannt, dass bei der Übertragung des Druckbilds auf das Substrat Abweichungen entstehen. Dies kann bspw. durch fluiddynamische Effekte oder die Struktur des Substrats (bspw. Papierfasern) begünstigt werden. Jedes Druckprodukt ist somit ein Unikat, die Erkennbarkeit dieser eindeutigen Ausprägung des Druckbilds jedoch nicht trivial. Bei Auflösungen von bis zu 10.000 dpi im Offsetdruck liegen Störungen in der Regel unterhalb des Auflösungsvermögens des menschlichen Auges und teilweise auch deutlich unterhalb des Auflösungsvermögens von optischen Messsystemen. Aufgabe der zu entwickelnden stochastischen Druckmuster ist daher, diese Störungen auf eine makroskopische Skala zu transferieren und die Effekte somit (unter Zuhilfenahme geeigneter optischer Messsysteme) sichtbar zu machen. Dabei ist festzuhalten, dass der Druckprozess extrem abhängig von Umgebungsbedingungen wie Temperatur und Luftfeuchte, aber auch von Vorbehandlung und Alter des Substrats und des Fluids ist. Es lässt sich jedoch keine pauschale Aussage treffen, dass Prozessschwankungen die Stochastik begünstigen. Zwar führen Prozessschwankungen zu Schwankungen im Ergebnis des Druckprozesses. Gleichzeitig treten bestimmte Effekte nur innerhalb eines Prozessfensters auf und können

durch erwähnte Schwankungen nur noch verringert oder nicht mehr auftreten. Die Druckmuster enthalten Merkmale (engl. Features), welche nach optischer Erfassung in der Bildverarbeitung extrahiert werden können. Entscheidend ist, dass die extrahierten Merkmale eindeutig für jedes Druckmuster sind, um die Druckmuster untereinander diskriminieren zu können. Je mehr Information im Sinne von Struktur in einem Druckmuster enthalten ist, desto mehr Druckmuster einer Druckmusterart können unterschieden werden. Die Auflösung des Bilderfassungssystems begrenzt die Informationsdichte. Die entsprechende Merkmalsextraktion wird in Abschnitt 4.3 behandelt.

Anmerkung: Alle nachfolgend vorgestellten Druckmuster sind am *Institut für Druckmaschinen und Druckverfahren* (kurz IDD) bzw. bei der *Heidelberger Druckmaschinen AG* hergestellt worden.

3.2 Line Variation

Der nachfolgende Abschnitt behandelt die Erstellung von Druckmustern, welche mittels Inkjetdruck hergestellt und nachfolgend als Line Variation Druckmuster bezeichnet werden (Fernandes et al. 2018). Diese Line Variation Druckmuster werden auf der Etikettendruckmaschine *Labelfire* der *Heidelberger Druckmaschinen AG* hergestellt (siehe Abbildung 18). Dabei handelt es sich um eine Rollendruckmaschine, welche mit sieben Inkjetdruckwerken ausgestattet ist.

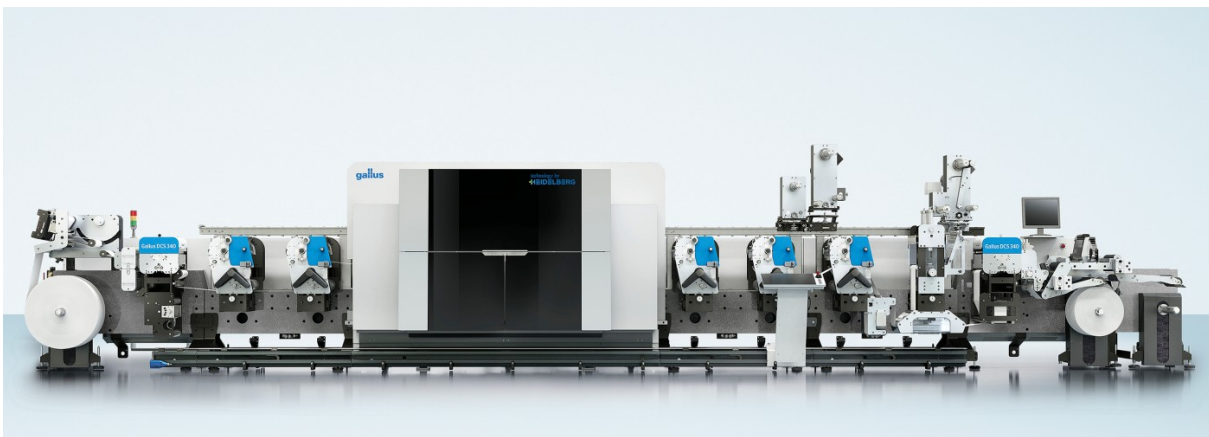


Abbildung 18: Labelfire Etikettendruckmaschine (Heidelberger Druckmaschinen AG 2017)

Diese sind in Reihe innerhalb des verkleideten Maschinenteils (siehe Abbildung 18, Mitte) angebracht, um die empfindlichen Druckköpfe vor Verunreinigungen zu schützen und kontrollierte Umgebungsbedingungen herzustellen. Neben den sieben Inkjetdruckwerken

kann die Maschine modular mit Einheiten zur Trocknung, Lackierung und Stanzung ausgestattet werden. Das Druckbild für den Druckprozess mittels Inkjetdruck ist digital und kann entsprechend in Grafikprogrammen erstellt werden. Üblicherweise werden in der Druckvorstufe zur Erstellung von Druckbildern vektorbasierte Grafikprogramme eingesetzt, da diese eine verlustfreie Skalierung des Druckbilds erlauben und auf unterschiedlichen Druckmaschinen gedruckt werden können. Der bekannteste Vertreter dieser Gattung ist *Adobe Illustrator*. Pixelbasierte Grafikprogramme wie *Adobe Photoshop* dagegen erlauben keine verlustfreie Skalierung des Druckbilds. Da die Druckauflösung (1200 dpi) und die Druckbreite (330 mm) des verwendeten Inkjetdrucksystems bekannt sind, wird das Druckbild mittels *Adobe Photoshop* pixelbasiert aufgebaut und weist somit eine Breite von 15580 px auf. Eine verlustfreie Skalierung ist somit nicht möglich, gleichzeitig kann jedoch düsengenau gedruckt werden. Zur reproduzierbaren Herstellung der Line Variation Druckmuster ist dies von essentieller Bedeutung, da keine Interpolation der Bilddaten in der Druckmaschine erfolgt. Insbesondere können so auf den Druckmustern sichtbare Effekte direkt auf Parameter des Inkjetdrucksystems, wie bspw. das Verhältnis von druckenden zu nicht druckenden Düsen oder Tropfengrößen, zurückgeführt werden. Als stochastischer Effekt soll bei Line Variation der Punktschluss verwendet werden. Punktschluss bezeichnet das Zusammenlaufen von mehreren Fluidtropfen auf dem Substrat nach der Farbübertragung (Teschner 2008). Zur Erzeugung von stochastischen Strukturen werden Gitter erstellt, welche streng deterministisch durch Linienbreite und Linienabstand definiert sind. Die beiden Parameter werden in beide Raumrichtungen identisch gesetzt, sodass eine quadratische Gitterstruktur mit leeren Zwischenräumen entsteht (siehe Abbildung 19).

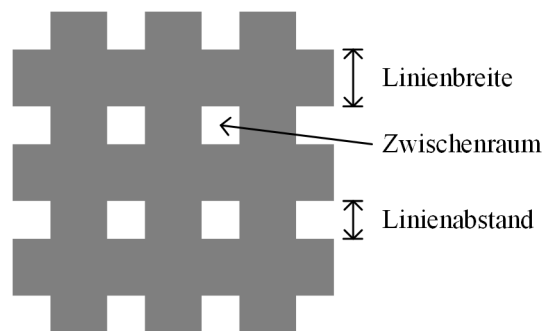


Abbildung 19: Aufbau der Druckmusterart Line Variation

In Vorversuchen werden die Linienbreite und der Linienabstand zwischen 1 px und 10 px variiert und die Gitter zudem mit drei unterschiedlichen Tropfengrößen (*small*, *medium* und *large*) gedruckt. Es ergeben sich hierdurch 300 Parameterkombinationen aus unterschiedlichen Linienbreiten und Linienabständen sowie Tropfengrößen. Durch die Wahl von 1200 dpi bei der Erstellung des Druckbilds entspricht jeder Pixel genau einem

sogenannten Printed Element (PE), da die Auflösung des Druckbilds der Druckauflösung entspricht. Die Gitter werden monochromatisch mit den vier Prozessfarben Cyan, Magenta, Yellow und Schwarz (CMYK) gedruckt. Abbildung 20 zeigt beispielhaft drei unterschiedliche Linienbreiten und fünf Linienabstände und die hierdurch entstehenden Gitterstrukturen mit der Prozessfarbe Cyan. Es ist zu erkennen, dass die im Druckbild von Farbe freien Zwischenräume des Gitters in der Praxis teilweise zulaufen. Die Stärke des Effekts kann über die Parameter Linienbreite, Linienabstand und Tropfengröße gesteuert werden. Dieser Effekt soll zur Erzeugung der Line Variation Druckmuster genutzt werden.

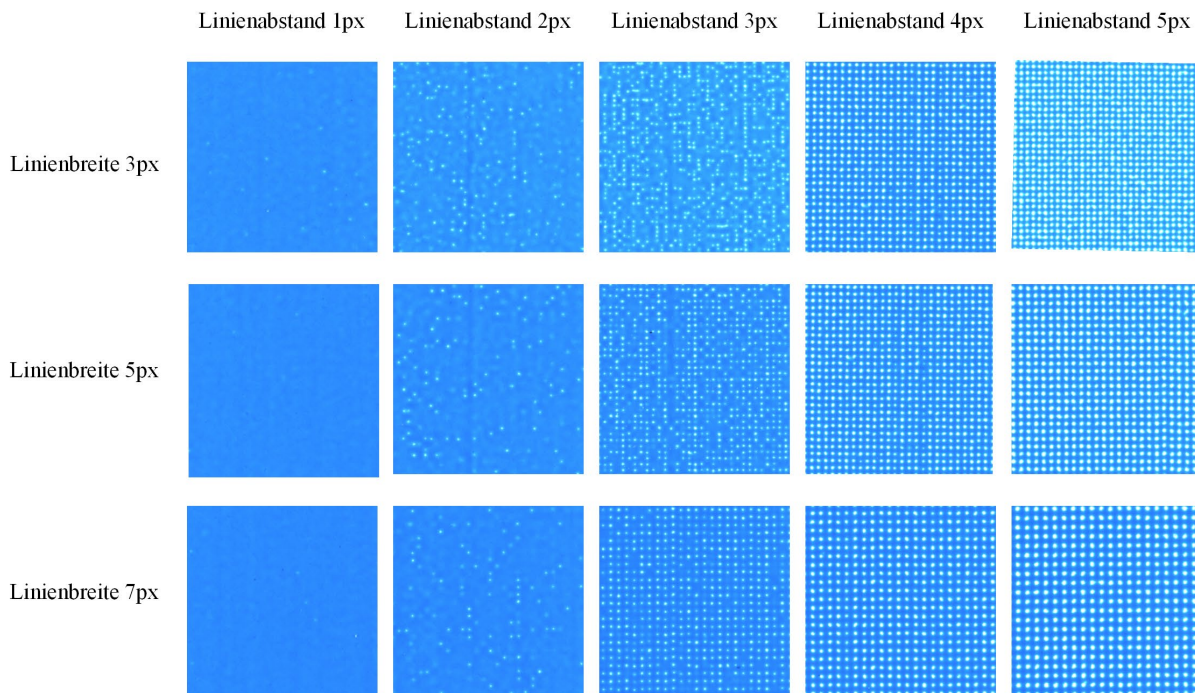


Abbildung 20: Zulaufen der Zwischenräume des Gitters in Abhängigkeit von Linienbreite und Linienabstand bei Verwendung der Tropfengröße *medium*

In der Theorie lässt sich bestimmen, dass die Größe des Ereignisraums abhängig ist von der der Gesamtzahl der Zwischenräume und der Anzahl der geschlossenen Zwischenräume. Die Anzahl der Ausprägungen $N_{\text{Möglichkeiten}}$ lässt sich bestimmen über

$$N_{\text{Möglichkeiten}} = \frac{N_{\text{Zwischenräume}}!}{(N_{\text{geschlossen}}! \cdot (N_{\text{Zwischenräume}} - N_{\text{geschlossen}})!)} \quad (10)$$

Dabei wird die Anzahl der möglichen Ausprägungen $N_{\text{Möglichkeiten}}$ maximal, wenn 50 % der Zwischenräume zulaufen. In der Praxis ist der Anteil der zulaufenden Zwischenräume dabei abhängig von den gewählten Parametern Linienbreite, Linienabstand und Tropfenvolumen und variiert für unterschiedliche Kombinationen aus Tinte und Substrat. Werden bspw. eine

sehr geringe Linienbreite mit einem großen Linienabstand verwendet, so wird das Gitter dem Datensatz entsprechend mit offenen Zwischenräumen gedruckt und es gibt nur eine mögliche Ausprägung des Druckmusters ($N_{\text{Möglichkeiten}} = 1$). Wird eine große Linienbreite bei sehr geringem Linienabstand verwendet, so entsteht eine Vollfläche, da alle Zwischenräume zusammenlaufen. Auch in diesem Fall gibt es nur eine Ausprägung des Druckmusters ($N_{\text{Möglichkeiten}} = 1$). Wird nun für eine feste Parameterkombination aus Linienbreite und Linienabstand die Tropfengröße erhöht, so zeigt sich, dass mehr Zwischenräume zulaufen als bei geringerem Tropfenvolumen. Die Parameter für Linienbreite, Linienabstand und Tropfengröße sind an das jeweilig verwendete Substrat anzupassen. Im Rahmen von Vorversuchen werden Werte bzgl. Linienbreite, Linienabstand und Tropfengröße ausgewählt, welche eine möglichst hohe stochastische Wirkung der gedruckten Strukturen begünstigen. Die in dieser Arbeit verwendeten Druckmuster der Druckmusterart Line Variation werden mit den in Tabelle 1 beschriebenen Parametern gedruckt.

Tabelle 1: Parameter für die im Rahmen der Arbeit verwendeten Druckmuster der Druckmusterart Line Variation

Parameter	Wert
Linienbreite	5 px
Linienabstand	1 px
Tropfengröße	<i>large</i>
Prozessfarbe	Cyan
Substrat	UPM Digifiness Gloss

Abbildung 21 zeigt ein solches Druckmuster hergestellt mit der Prozessfarbe Cyan. Im Gegensatz zu den beiden nachfolgend vorgestellten Druckmusterarten ist ein großer Teil des Erscheinungsbilds bei der Druckmusterart Line Variation durch die Gitterstruktur deterministisch. Die stochastische Wirkung wird durch die freien Zwischenräume in einer sonst geschlossen wirkenden Vollfläche erzeugt. Mit der Druckmusterart Line Variation steht somit ein Effekt zur Verfügung, welcher im Inkjetdruck zur reproduzierbaren Herstellung stochastisch wirkender Strukturen verwendet werden kann. Dies ist für eine potentielle Anwendung in der Druckbranche von Bedeutung, die aufgrund sinkender Auflagen und dem verstärkten Wunsch nach individualisierten Druckprodukten einen Wandel hin zum Digitaldruck erfährt.

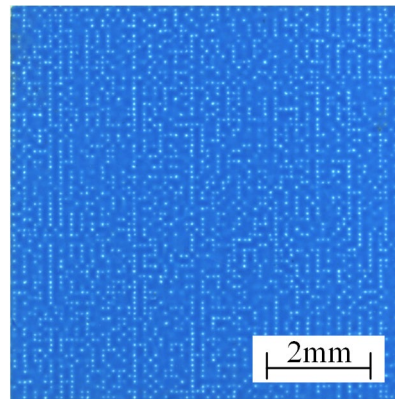


Abbildung 21: Beispielhafte Ausprägung eines Line Variation Druckmusters mit einer Linienbreite von 1 px und einem Linienabstand von 5 px gedruckt mit der Tropfengröße *large* in der Prozessfarbe Cyan

Die Untersuchungen dieser Arbeit (siehe Kapitel 5) beziehen sich ausschließlich auf die in Tabelle 1 beschriebenen Werte mit der beispielhaft in Abbildung 21 gezeigten Ausprägung der Druckmusterart Line Variation. Darüber hinaus führen weitere Parameterkombinationen zu stochastisch wirkenden Strukturen.

3.3 Viscous Fingering

Ein aus Literatur und Praxis am Institut für Druckmaschinen und Druckverfahren (IDD) bekanntes Phänomen ist das Viscous Fingering (Casademunt 2004), welches erstmals von Saffman und Taylor (1958) untersucht wurde. Dabei handelt es sich um feine Finger, welche je nach Ausprägung makroskopisch (sprich ohne technische Hilfsmittel) erkennbar sind und an selbstähnliche Strukturen erinnern. Die Fingerbildung entsteht im Druckprozess an der Kontaktzone (engl. meniscus line) zwischen Druckfluid und Umgebungsluft am auslaufenden Druckspalt (engl. nip center) (siehe Abbildung 22). Bornemann (2013) zeigt, dass für starre Druckformen im Tiefdruck die Fingerfrequenz λ proportional zur Druckgeschwindigkeit v_p ist. Darauf aufbauend überführen Sauer et al. (2015) das Modell auf elastische Druckformen, wie sie im Flexodruck und somit auch hier in dieser Arbeit zu finden sind. Das Druckbild im Viscous Fingering ist eine Vollfläche. Die Fingerbildung entsteht ausschließlich durch das beschriebene Grenzflächenphänomen zwischen Fluid und Umgebungsmedium auf dem Substrat. Die verwendeten Viscous Fingering Druckmuster (siehe beispielhaft Abbildung 23 links) werden an einer Labor-Flexodruckmaschine vom Typ FLP-21 hergestellt (siehe Abbildung 23 Mitte). Die Druckmusterart Viscous Fingering nimmt im Vergleich der drei Druckmusterarten eine gewisse Sonderrolle ein, da kleine Flächen nicht homogen gedruckt werden und ausgeprägte Randeffekte auftreten (siehe Abbildung 23 rechts).

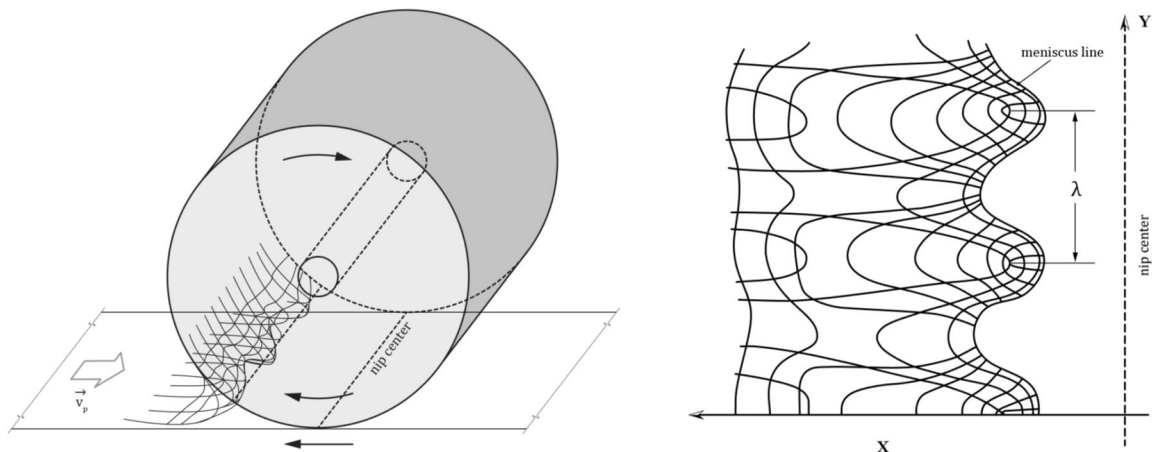


Abbildung 22: Entstehung von Viscous Fingering am auslaufenden Druckspalt (Quelle IDD)

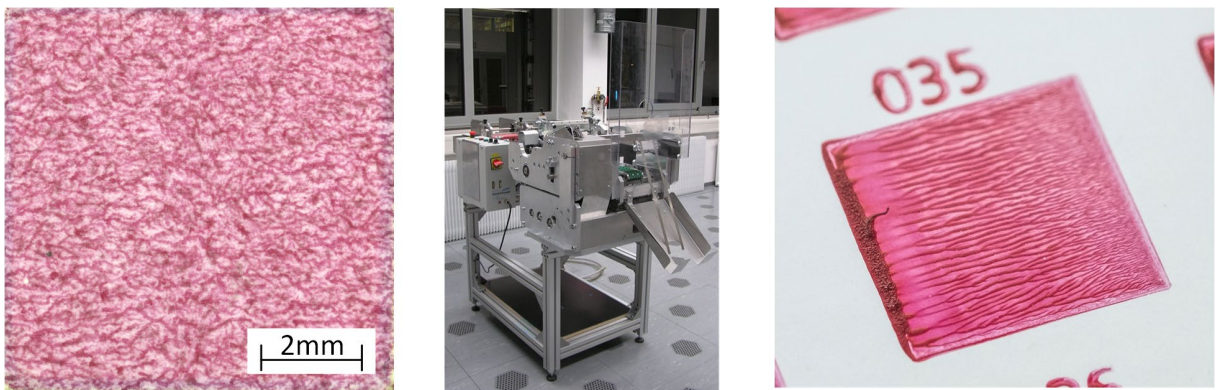


Abbildung 23: Beispielhafte Ausprägung eines Viscous Fingering Druckmusters (links), Labor-Flexodruckmaschine FLP-21 (Mitte) und Quetschrand im Flexodruck mit Viscous Fingering Strukturen.

In Abbildung 23 rechts ist auf der linken Seite der gedruckten Fläche ein für den Flexodruck charakteristischer Quetschrand zu erkennen. Die Fingerstrukturen, welche das Charakteristikum von Viscous Fingering darstellen, sind dagegen erst nach einer Einlauflänge von einigen Millimetern erkennbar. Mit zunehmender Drucklänge nimmt die Fingerfrequenz zu bevor sie nach einer Einlauflänge stationär wird. Zusätzlich ist die Ausprägung der Finger abhängig von der Druckgeschwindigkeit. Mit Senkung bzw. Steigerung der Druckgeschwindigkeit werden die Strukturen somit größer bzw. kleiner. Die Druckmusterart Viscous Fingering stellt aufbauend auf dem gleichnamigen Grenzflächenphänomen somit eine Möglichkeit zur reproduzierbaren Herstellung stochastisch wirkender Strukturen im Flexodruck dar.

3.4 Drip-Off

Der Effekt des Drip-Offs wird in der Druckproduktion als Veredelungstechnik eingesetzt. Druckprodukte erhalten durch den optional mit Effektpigmenten angereicherten Effekt ein optisches Merkmal, welches zudem bei hinreichender Schichtdicke haptisch sein kann. In der industriellen Praxis wird der Drip-Off-Effekt (siehe Abbildung 24) lokal appliziert. In einem ersten Schritt wird das Druckbild aufgebracht, welches die optische Information enthält. In einem zweiten Schritt wird lokal der Drip-Off-Effekt durch Überdrucken eines Effektlacks mit einem Glanzlack erreicht (Schmitt-Lewen et al. 2011).

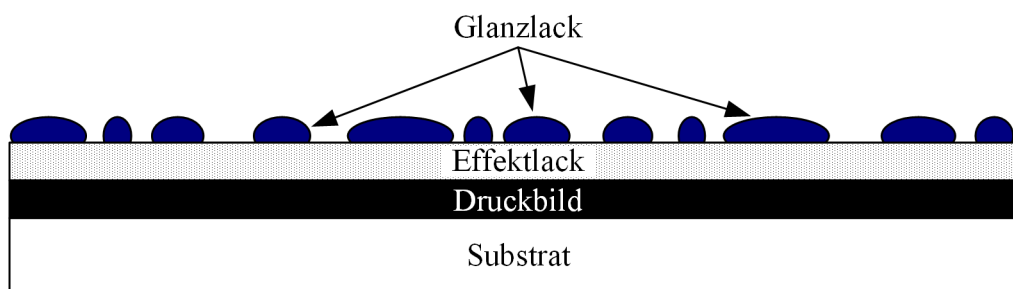


Abbildung 24: Aufbau einer Drip-Off Struktur als Veredelung eines Druckbilds

Der Effekt des Drip-Offs wird für die gleichnamige Druckmusterart in dieser Arbeit verwendet. Nach dem Druckbild, welches die grafische Information beinhaltet wird zunächst ein Effektlack aufgebracht. Der Effektlack hat dabei die Funktion, eine Entnetzung des nachfolgend aufgetragenen Glanzlacks zu begünstigen. Dabei kommt es zu lokalen Entnetzungen des Glanzlacks und es entsteht das charakteristische Erscheinungsbild. Der Effektlack wird daher an Stellen auf dem Druckbild aufgebracht, an welchen nachfolgend der Effekt des Drip-Off auftreten soll. Bei den in dieser Arbeit verwendeten Druckmustern entspricht das Druckbild einer schwarzen Vollfläche. Der transparente Effektlack wird ebenfalls vollflächig aufgetragen. Der Glanzlack ist bei der hier vorgestellten Ausführung der Druckmusterart Drip-Off mit blauen Effektpigmenten angereichert (siehe Abbildung 25), welche die plastische Wirkung der Strukturen steigern. Die schwarze Vollfläche wird ebenso wie der Effektlack in einem Offsetdruckwerk gedruckt und anschließend mit Glanzlack im Lackwerk überdruckt. Das schwarze Druckbild dient rein als Hintergrundfarbe zur Kontraststeigerung und beinhaltet darüber hinaus keine grafische Information. Die Applikation des Glanzlacks in der Offsetdruckmaschine erfolgt über ein den eigentlichen Offsetdruckwerken nachfolgendes Lackwerk, welches im Flexodruckverfahren arbeitet. Die Druckmusterart Drip-Off unterscheidet sich in einigen Punkten von den Druckmusterarten Viscous Fingering und Line Variation. So wird der Drip-Off-Effekt zur Veredelung von Druckprodukten in bestehenden Produktionen eingesetzt. Darüber hinaus handelt es sich um

einen mehrschichtigen Aufbau, welcher mit entsprechendem Aufwand in der Herstellung verbunden ist. Dieser mehrschichtige Aufbau führt dazu, dass Drip-Off als einzige Druckmusterart eine haptische Wirkung hat. Diese Höhendifferenz zwischen Glanzlack und umgebenden Druckbild kann bei flachen und einseitigen Beleuchtungsgeometrien bei der Bilderfassung zu Schattenwurf führen. Nicht zuletzt zeigen die Effektpigmente eine starke Blickwinkelabhängigkeit und sind daher im besonderen Maße Schwankungen bei der Bilderfassung unterworfen.

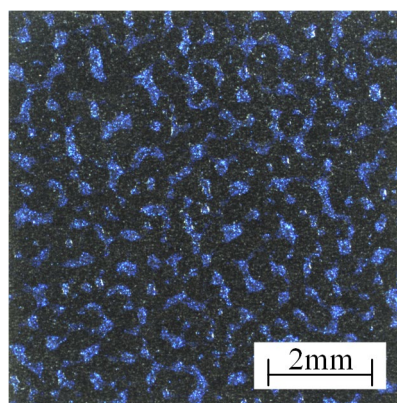


Abbildung 25: Beispielhafte Ausprägung eines Drip-Off Druckmusters mit schwarzer Hintergrundfarbe (vollflächiges Druckbild), transparentem Effektlack (vollflächig) und Glanzlack mit blauen Effektpigmenten (ebenfalls als Vollfläche appliziert)

Mit der Druckmusterart Drip-Off steht eine Möglichkeit zur reproduzierbaren Herstellung stochastisch wirkender Strukturen in Offsetdruckmaschinen mit Lackwerk zur Verfügung.

3.5 Präparation von Druckmustern

Eingangsgröße der Methode sind Druckmuster der drei vorgestellten Druckmusterarten. Generell kann die Methode dabei Druckmuster jeglicher Größe verarbeiten unter der Voraussetzung, dass das Druckmuster vollständig optisch erfasst werden kann. Um die Bilderfassung mit hoher räumlicher Abtastung mit einem kompakten Versuchsaufbau digitalisieren zu können, sind jedoch kleinere Flächen von Vorteil. Generell lassen sich die Druckmuster einzeln mit kleiner Fläche direkt drucken. Jedoch zeigen sich Randeffekte wie die erwähnten Quetschränder im Flexodruck, welche nicht berücksichtigt werden sollen. Um die Druckmuster unabhängig von Ausprägungen am Rand des Druckbilds zu untersuchen, werden Druckbogen gedruckt, welche großflächig die stochastisch wirkenden Strukturen aufweisen. Anschließend werden die Bereiche der Druckbogen mit stochastischen Strukturen

mittels CO₂-Schneidlaser zu 10 mm x 10 mm großen Druckmustern zerschnitten und vor der Digitalisierung auf ID-Kartenrohlinge aufgeklebt (siehe Abbildung 26).

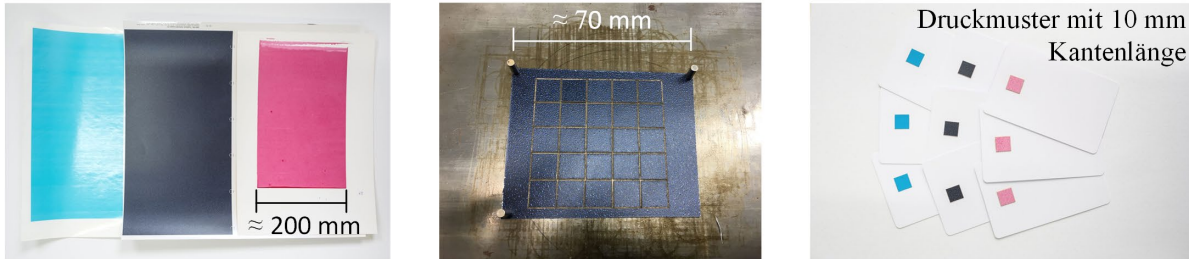


Abbildung 26: Workflow zur Vorbereitung und Digitalisierung von Druckmustern: Aus Druckbogen mit großflächig aufgetragenen Strukturen (links) werden mittels Schlagschere Felder mit rund 70 mm Kantenlänge herausgeschnitten. Anschließend werden aus den Feldern 5 x 5 Druckmuster mit einer Fläche von 1 cm² mittels CO₂-Schneidlaser herausgetrennt (Mitte). Die Druckmuster mit einer Kantenlänge von 10 mm werden auf neutrale ID-Kartenrohlinge appliziert.

Die physische Zerteilung der Druckbogen und damit der stochastisch wirkenden Strukturen ermöglicht die Digitalisierung mit einem kompakten Messaufbau und bietet als weiteren Aspekt einen Eindruck bzgl. der Wirkung eines Druckmusters auf einem Druckprodukt in einer für gängige Identifikationsmerkmale typischen Größe. Um auch den Einfluss von Schnittkanten in den Bilddaten und damit auf die Methode zu eliminieren, werden die Bilddaten in der Vorverarbeitung entsprechend zugeschnitten (siehe Abschnitt 4.2).

Anmerkung: Die Druckmuster der drei vorgestellten Druckmusterarten stellen jeweils Ausprägungsformen der zugrundeliegenden Effekte dar. Abwandlungen der Druckmuster bspw. durch Verwendung anderer Druckfarben oder Druckbilder führen zu anderen Ausprägungen der gleichen Druckmusterart.

4. Methode zur Identifikation stochastischer Druckmuster

Im vorliegenden Kapitel wird die Methode zur Identifikation stochastischer Druckmuster vorgestellt, mit deren Hilfe die Druckmuster auf ihre Eignung als Kernelement eines stochastischen Identifikations- und Sicherheitsmerkmals in dieser Arbeit untersucht werden. Die in Kapitel 3 genannten Druckmuster mit stochastisch wirkenden Strukturen werden nachfolgend kurz als stochastische Druckmuster bezeichnet. Die Methode gliedert sich in die Herstellung und die optische Aufnahme von Druckmustern sowie in die Verarbeitung von Bilddaten und den Vergleich von Binärvektoren. Abbildung 27 zeigt die einzelnen Teilprozesse, welche in den Abschnitten des vorliegenden Kapitels beschrieben sind.

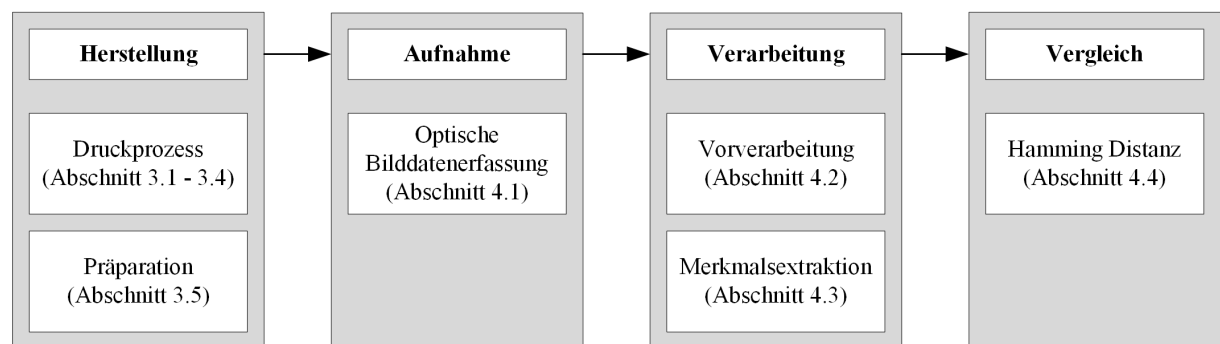


Abbildung 27: Teilprozesse der Methode zur Identifikation stochastischer Druckmuster; die Herstellung der Druckmuster wird in Kapitel 3 beschrieben, die nachfolgenden Schritte Aufnahme, Verarbeitung und Vergleich in Kapitel 4, wobei die Teilprozesse der Abschnitte 4.1 - 4.4 in *MATLAB* abgebildet werden.

Nach der Herstellung (siehe Abschnitt 3.2. bis 3.4) und Präparation (siehe Abschnitt 3.5) liegen Druckmuster der Druckmusterarten Line Variation, Viscous Fingering und Drip-Off vor. In der optischen Bilderfassung werden die Druckmuster optisch erfasst und die gewonnenen Bilddaten in den nachfolgenden Teilprozessen in *MATLAB* (R2017b) verarbeitet. Die anschließende Verarbeitung gliedert sich in die Vorverarbeitung und die Merkmalsextraktion. Die Vorverarbeitung hat dabei die Aufgabe, die Bilddaten unabhängig von Störungen zu homogenisieren, sodass abschließend sogenannte Instanzen der einzelnen Bilddaten bzw. Druckmuster vorliegen, welche in der Merkmalsextraktion zu Merkmalsbildern und schließlich Binärvektoren verarbeitet werden. Der Vergleich der Binärvektoren über die Berechnung von Hamming Distanzen (siehe Abschnitt 2.5) liefert schließlich Kennzahlen und somit eine Aussage über die Stochastik der Druckmuster.

4.1 Optische Bilderfassung

Für die Methode zur Identifikation stochastischer Druckmuster werden Daten aus der optischen Erfassung verwendet. Abbildung 28 zeigt beispielhaft ein Line Variation Druckmuster sowie einige typische Störungen, welche bei der Bilderfassung auftreten. Die Aufnahmen weisen geometrische Unbestimmtheiten in Form von Translationen in der Ebene und Rotationen um die Hochachse auf, welche aus einer fehlenden Anlage zur Ausrichtung des Druckmusters resultieren. Die Erfassung jedes Druckmusters erfolgt somit unter unterschiedlichen Positionen unter dem Kamerasystem. Das Druckmuster muss jedoch vollständig im Bilderfassungsbereich zu sehen sein.

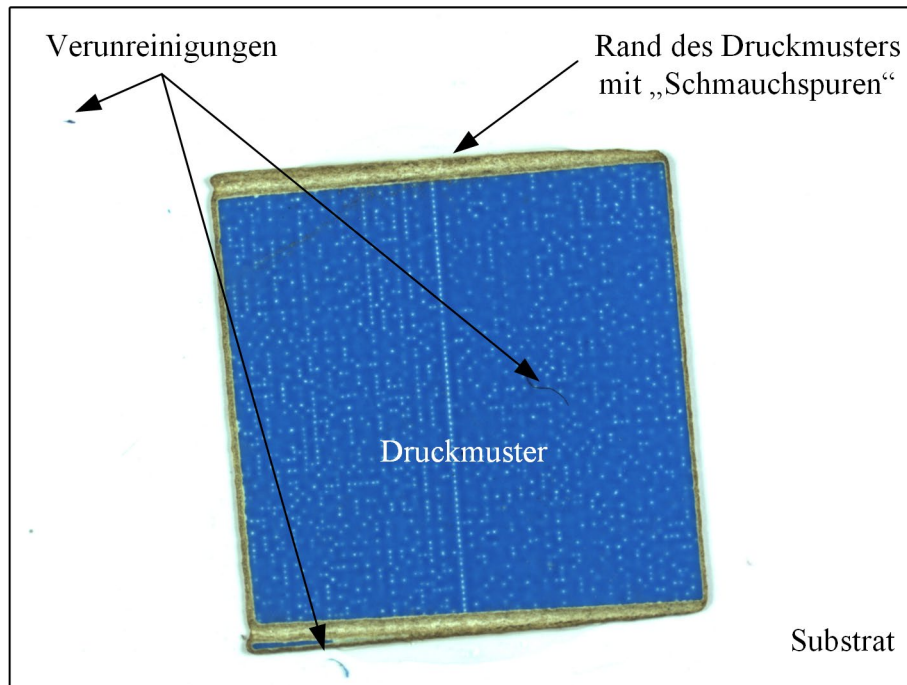


Abbildung 28: Beispielhafter Erfassungsbereich für die optische Bilddatenverarbeitung; die Kantenlänge des Druckmusters beträgt 10 mm

Die Methode soll trotz fehlender Anlage und Verunreinigungen eine robuste Identifikation der stochastischen Druckmuster ermöglichen. Beispiele für Abweichungen beim mehrfachen Digitalisieren von Druckmustern finden sich in Abbildung 29. Diese Abweichungen sind ein Hauptgrund, warum ein einfacher pixelbasierter Vergleich nicht möglich ist und auf eine entsprechende Vorverarbeitung sowie eine Merkmalsextraktion mittels Gaborfilterung zurückgegriffen wird. Neben den Druckmustern sind in den Bilddaten das Substrat sowie mögliche Verunreinigungen enthalten. Der Rand der Druckmuster sowie Verunreinigungen stellen Störgrößen dar, welche ebenso wie das Substrat bei der Merkmalsextraktion nicht berücksichtigt werden sollen, um die Druckmuster isoliert betrachten zu können. Das Substrat

wird über die Wahl einer geeigneten Belichtungszeit überbelichtet und durch Segmentierung (siehe Abschnitt 4.2) vom Druckmuster getrennt. Geometrische Abweichungen in Form von Translation und Rotation des Druckmusters bei der Erfassung werden ebenfalls in der Vorverarbeitung korrigiert. Verunreinigungen auch innerhalb des Druckmusters werden nicht korrigiert.

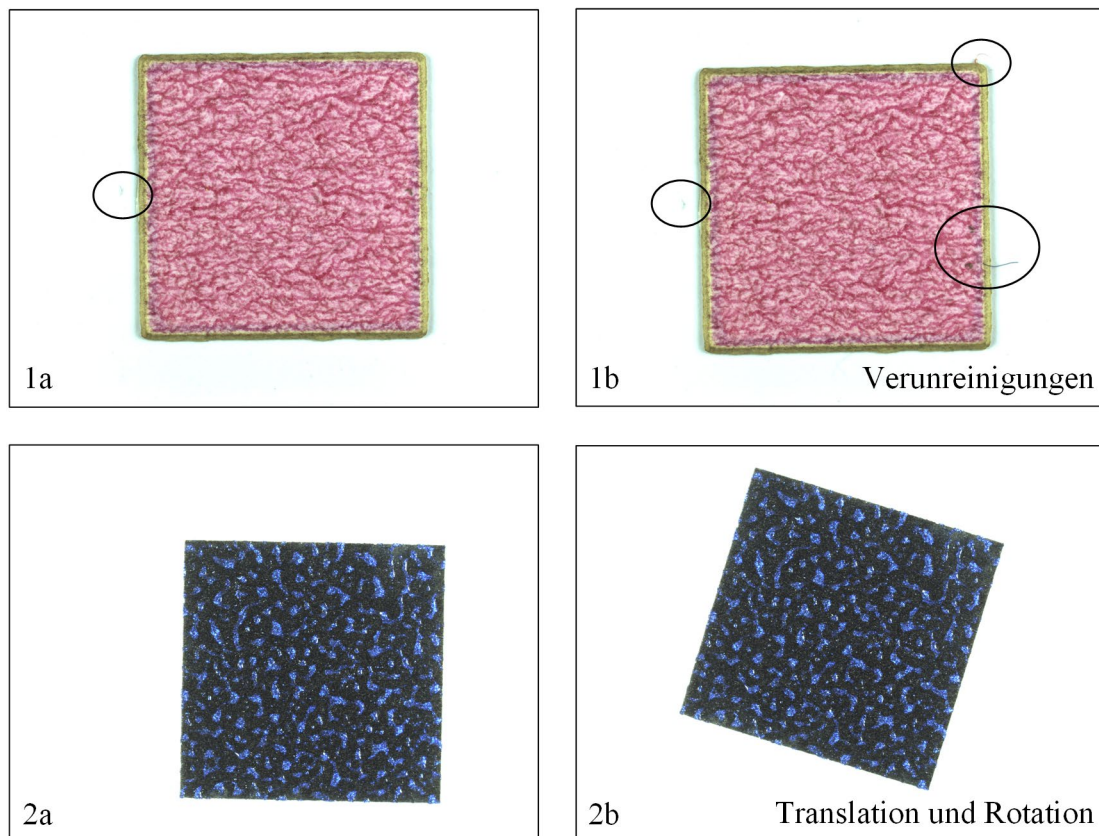


Abbildung 29: Aufnahmen unter Störgrößeneinfluss. Oben: Viscous Fingering Druckmuster (1a und 1b) mit vermehrten Verunreinigungen bei Aufnahme in 1b gegenüber der Aufnahme in 1a. Unten: Drip-Off Druckmuster (2a und 2b) mit einer translatorisch und rotatorisch veränderten Position in der Aufnahme 2b gegenüber der Aufnahme 2a.

Die Aufnahme der Druckmuster erfolgt mit zwei unterschiedlichen Kamerasystemen, welche in den Abschnitten 5.2 und 6.1 vorgestellt werden. Dabei unterscheiden sich die vorgestellten Systeme hinsichtlich Messgeometrie, einstellbarer Parameter, Abbildungseigenschaften und nicht zuletzt Handhabung und Größe.

4.2 Vorverarbeitung

Ziel der Vorverarbeitung ist es, die gewonnenen Bilddaten der Druckmuster für die nachfolgende Merkmalsextraktion aufzubereiten. Störungen, welche von außen aufgebracht werden (bspw. in Form von ungenauer geometrischer Anlage bei der Erfassung) sollen minimiert werden. Es werden vier grundsätzliche Schritte in der Vorverarbeitung vorgenommen und nachfolgend erläutert: Einlesen, Konvertierung, Rotation und Zuschchnitt (siehe Abbildung 30). Die Vorverarbeitung lässt sich in einen Hauptpfad und einen Nebenpfad unterteilen. Der Nebenpfad verarbeitet das invertierte Eingangsbild I_{inv} sowie dessen nachfolgend beschriebene Derivate zur Ermittlung eines Drehwinkels und von Schnittkoordinaten. Der Hauptpfad nutzt die ermittelten Daten zur Verarbeitung des normierten Eingangsbilds I_{norm} hin zum rotierten und beschnittenen Graubild $I_{gray,rot,crop}$, welches nachfolgend als Instanz bezeichnet wird und Eingangsgröße für die Merkmalsextraktion (siehe Abschnitt 4.3) ist.

Einlesen

Nach der Bildaufnahme (siehe Abschnitt 4.1) liegen die Bilddaten als RGB Bild mit einem Signalumfang von 8 bit als PNG Datei vor. Die Bilddaten werden eingelesen, sodass jeder Pixel gemäß Abschnitt 2.3 durch drei Matrixeinträge repräsentiert wird. Ein RGB Bild mit einer Auflösung von bspw. 1000 x 1000 Pixel resultiert in einen dreistufigen Bildtensor mit den Dimensionen 1000 x 1000 x 3. Jede Ebene des Tensors entspricht einem interpolierten Farbauszug des Bildes. Die Bilddaten müssen dabei interpoliert werden, da die Bildaufnahme im One-Shot-Prinzip mit einer Bayer-Bildmatrix erfolgt (siehe Abschnitt 2.3).

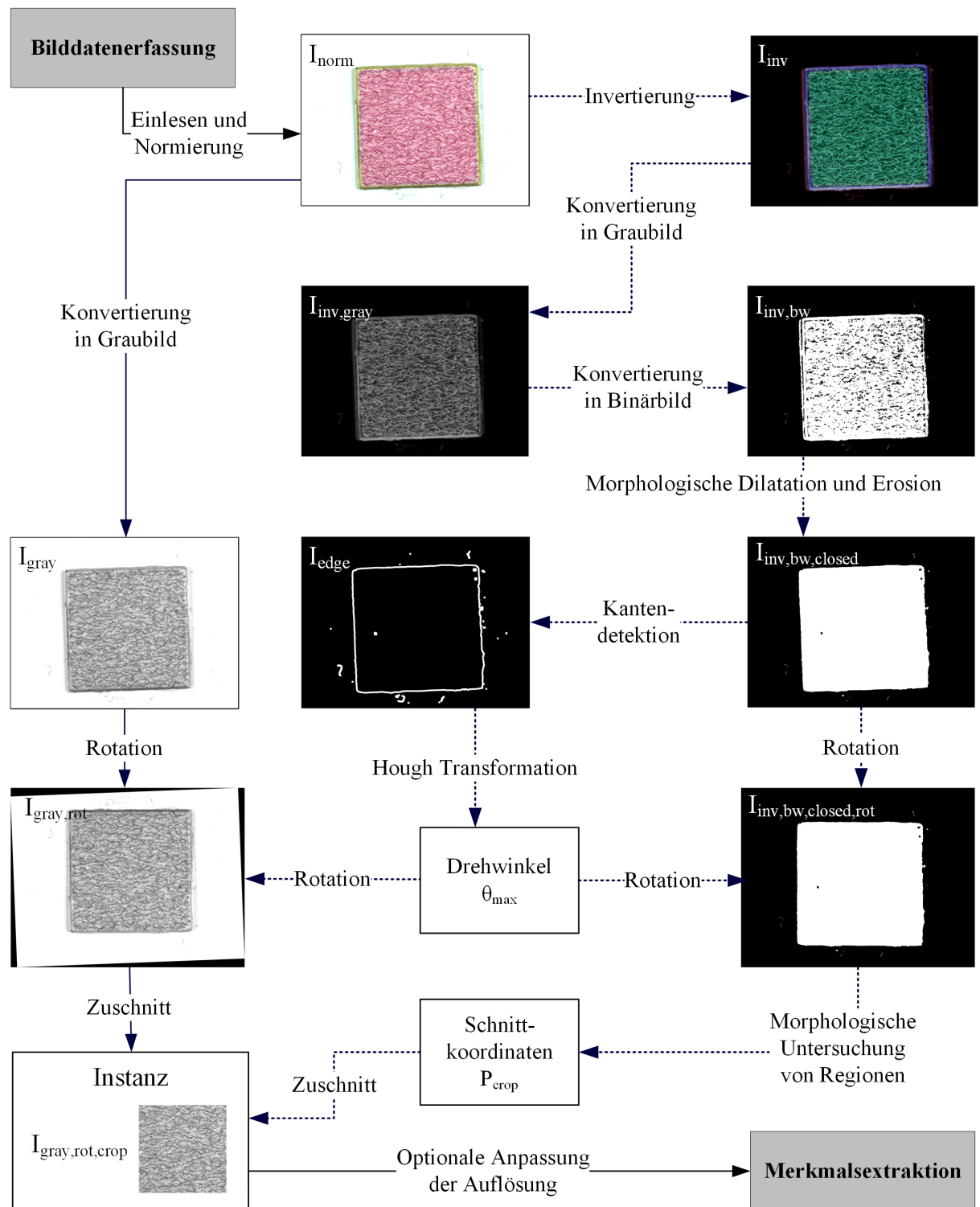


Abbildung 30: Vorverarbeitung der Methode zur Identifikation stochastischer Druckmuster mit Hauptpfad (durchgezogene Pfeile) und Nebenpfad (gestrichelte Pfeile); Eingangsgröße sind die Bilddaten aus der optischen Bilderfassung, Ausgangsgröße sind die rotierten und zugeschnittenen Graubilder $I_{gray,rot,crop}$, welche als Instanzen bezeichnet und der Merkmalsextraktion zugeführt werden. Optional findet in einem letzten Schritt vor der Merkmalsextraktion eine Anpassung der Auflösung statt.

Konvertierung

Nach dem Einlesen liegen die Bilddaten als dreistufiger Bildtensor vor. Jeder Eintrag des Tensors hat einen Wert zwischen 0 und 255. In einem ersten Schritt wird der Tensor normiert und die Einträge in Fließkommazahlen umgewandelt, sodass der neue Wertebereich zwischen 0 und 1 liegt. Die Verwendung von Fließkommazahlen gilt für die gesamte nachfolgende Verarbeitung mit Ausnahme von explizit als solche beschriebenen Binärdaten. Im Anschluss werden die Einträge des Bildtensors vom Tensor E subtrahiert, dessen Elemente alle 1 betragen. Dieser Schritt entspricht einer Invertierung der Bilddaten und es entsteht ein Negativbild I_{inv} :

$$I_{norm}(x, y, z) = \frac{1}{255} \cdot I(x, y, z), x \in [1 \dots M], y \in [1 \dots N],$$

$$z \in [1, 2, 3], x, y, z \in \mathbb{Z}, \quad (11)$$

$$I_{inv}(x, y, z) = E(x, y, z) - I_{norm}(x, y, z). \quad (12)$$

Nach dem Normieren und Invertieren wird der dreistufige Bildtensor in eine Bildmatrix umgewandelt. Dies entspricht einer Konvertierung der RGB-Werte in Grauwerte. Die Farbinformation geht in diesem Schritt verloren. Die Ebenen der Bildtensoren I_{norm} bzw. I_{inv} entsprechen wie in Abschnitt 2.3 beschrieben den interpolierten Farbkanälen der Bilder. I_R entspricht dem Rotkanal, I_G dem Grünkanal und I_B dem Blaukanal:

$$I_R(x, y) = I(x, y, 1), \quad (13)$$

$$I_G(x, y) = I(x, y, 2), \quad (14)$$

$$I_B(x, y) = I(x, y, 3). \quad (15)$$

Hierbei werden die Bildtensoren gemäß (Hornberg 2005; ITU-R 2011) verarbeitet:

$$I_{gray}(x, y) = 0,2989 \cdot I_{norm}(x, y, 1) + 0,5870 \cdot I_{norm}(x, y, 2) \\ + 0,1140 \cdot I_{norm}(x, y, 3), \quad (16)$$

$$I_{inv,gray}(x, y) = 0,2989 \cdot I_{inv}(x, y, 1) + 0,5870 \cdot I_{inv}(x, y, 2) \\ + 0,1140 \cdot I_{inv}(x, y, 3). \quad (17)$$

Die Konvertierung wird durch eine Binarisierung des invertierten Graubilds $I_{gray,inv}$ abgeschlossen, sodass jedem Pixel der Wert „0“ oder „1“ zugeordnet werden kann. Trotz der

Verfügbarkeit von Zeilen- und Flächensensoren mit RGB-Filter dominieren in der Bildverarbeitung Grau- bzw. Binärbilder vor allem aufgrund der Robustheit und benötigten Rechenkapazität der Verfahren bei der Objekterkennung. Dies gilt auch für den vorliegenden Fall, in dem das Binärbild zur Ermittlung von Drehwinkel und Schnittkoordinaten verwendet wird. Um Bilddaten in Binärbilder umzuwandeln, werden Schwellwertverfahren eingesetzt. Dabei findet eine Fallunterscheidung in Abhängigkeit eines Schwellwertes statt. Liegt der Grauwert eines Pixels unterhalb des Schwellwerts t (von engl. threshold), so wird an der korrespondierenden Stelle in der Binärmatrix $I_{inv,bw}$ der Wert „0“ gesetzt. Liegt der Grauwert über dem Schwellwert oder ist gleich dem Schwellwert, so wird der Wert „1“ gesetzt. Eine solche Unterscheidung mit lediglich einem festen (globalen) Schwellwert wird als globales Schwellwertverfahren bezeichnet. Die Bildmatrix $I_{inv,bw}$ wird definiert über

$$I_{inv,bw}(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{falls } I_{inv,gray}(x, y) < t \\ 1 & \text{falls } I_{inv,gray}(x, y) \geq t. \end{cases} \quad (18)$$

Dabei wird der Schwellwert t mit der Otsu-Methode festgelegt (Otsu 1979), welche den Schwellwert global für ein Bild in Abhängigkeit des Bildinhaltes festlegt. Binarisierte Bilder können in Regionen eingeteilt werden. Eine Region ist eine zusammenhängende Fläche aus Pixeln gleichen Wertes, also „0“ oder „1“. Es gibt dabei zwei Arten von Nachbarschaften. Bei der 4er-Nachbarschaft werden zur Bestimmung von Regionen lediglich die Pixel mit gemeinsamer Kante zum betrachteten Pixel mit einbezogen. Bei der 8er-Nachbarschaft werden alle acht umgebenden Pixel berücksichtigt.

Rotation

Die nachfolgenden Verarbeitungsschritte morphologische Dilatation und morphologische Erosion, Kantendetektion und Hough Transformation dienen dem abschließenden Ausrichten der Bilddaten. In einem ersten Schritt werden mittels morphologischer Dilatation und Erosion schwarze Regionen innerhalb der Fläche der Bilddaten der Druckmuster (siehe $I_{inv,bw}$ in Abbildung 30) geschlossen, sprich durch weiße Pixel ersetzt. Dieser Schritt soll vor allem die Zeit zur Berechnung des Kantenbildes reduzieren. Je weniger Regionen in dem Bild $I_{inv,bw}$ enthalten sind, desto schneller geht die Berechnung des Kantenbildes sowie die Hough Transformation von statten. Die Erosion des Bildes $I_{inv,bw}$ erfolgt mittels eines Strukturelements *disk* mit einem Radius von 10 px (siehe Abbildung 31) und es resultiert das Bild $I_{inv,bw,closed}$.

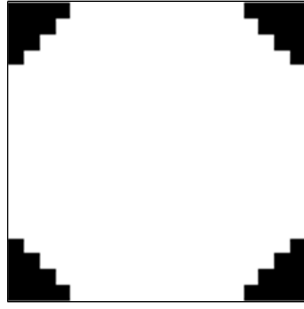


Abbildung 31: Strukturelement *disk* zur Erosion des Bildes $I_{inv,bw}$; der Rahmen dient der Darstellung

Auf das Bild $I_{inv,bw,closed}$ wird eine Canny-Kantendetektion angewandt (Canny 1987). Hierdurch wird ein Binärbild erzeugt, in welchem Kantenpixel den Wert „1“ erhalten. Alle übrigen Pixel erhalten den Wert „0“. Der Kantendetektion liegt die Annahme zugrunde, dass Unstetigkeiten, sprich Grauwertsprünge Kanten darstellen. Diese Grauwertsprünge haben im zweidimensionalen Raum wie bspw. bei Grauwertbildern eine Orientierung. Für eine gegebene Dichtefunktion G

$$G = e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (19)$$

ergeben sich nach (Canny 1987) Kantenpunkte durch zweimaliges partielles Ableiten der Dichtefunktion G in die Raumrichtungen x und y sowie anschließende Faltung mit dem Binärbild $I_{inv,bw,closed}$:

$$\frac{\delta^2}{\delta x \delta y} G * I_{inv,bw,closed} = 0. \quad (20)$$

Da hochfrequente Bildanteile wie Rauschsignale ebenfalls als Kanten detektiert werden, wird das Bild durch die Dichtefunktion geglättet. Das Kantenbild wird nachfolgend als I_{edge} bezeichnet. Nach Erosion und Kantendetektion wird das Kantenbild I_{edge} als Eingangsgröße für die Hough Transformation verwendet, deren Aufgabe die Detektion von Linien in Bilddaten ist (Gonzalez und Woods 2002). Dabei wird ermittelt, unter welchen Winkeln sich Kantenpunkte durch eine Geradengleichung verbinden lassen. Ausgehend von einer allgemeinen Geradengleichung der Form

$$y_i = a \cdot x_i + b \quad (21)$$

mit den Parametern a und b wird ermittelt, für welches Paar x_i und y_i die umgestellte Gleichung

$$b = -x_i \cdot a + y_i \quad (22)$$

erfüllt wird. Auf diese Weise können für gegebene Datenpunkte die zugehörigen Parameter einer Geradengleichung ermittelt werden (siehe Abbildung 32).

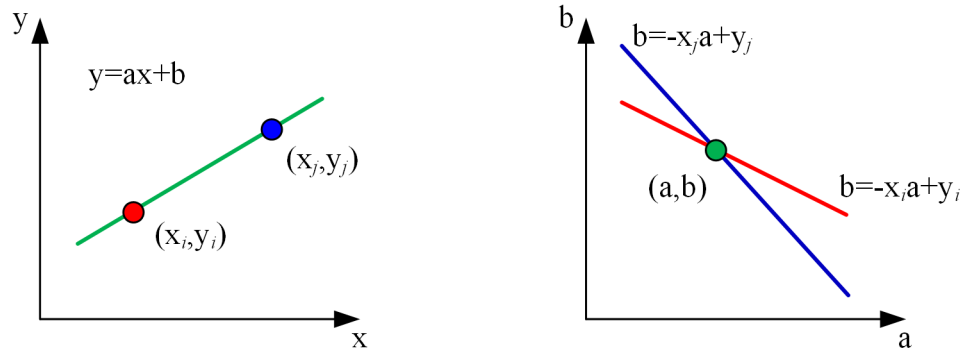


Abbildung 32: "Fitter-Space" für Hough Transformation nach (Haenselmann 2018; Körting 2016)

Nachteil dieser Darstellung des Parameterraums ist die Skalierung des Parameters a zwischen $-\infty$ und ∞ (Haenselmann 2018). Stattdessen wird in der Praxis die Steigung der Gerade durch die trigonometrischen Funktionen Sinus und Kosinus beschrieben:

$$\rho = x \cdot \cos \eta + y \cdot \sin \eta. \quad (23)$$

Im konkreten Anwendungsfall werden die Bildpunkte des Kantenbildes I_{edge} (siehe Abbildung 33, links) durchlaufen und die Parameter ρ und η berechnet (siehe Abbildung 33, rechts). Der Parameterraum der Hough Transformation dient als Akkumulator. Der Parameter ρ entspricht dabei dem Betrag des Aufstandsvektors zur Gerade unter dem Winkel η in der nachfolgenden Abbildung. Ergebnis einer Hough Transformation ist die Houghmatrix I_{Hough} . Abbildung 33 zeigt auf der rechten Seite anhand einer *Colormap* die Intensitäten, mit denen bestimmte Kombinationen des Parameterpaars ρ und η vorkommen. Je heller der Punkt im Houghbild (sprich je höher der Wert in der Houghmatrix), desto häufiger tritt die entsprechende Parameterkombination auf.

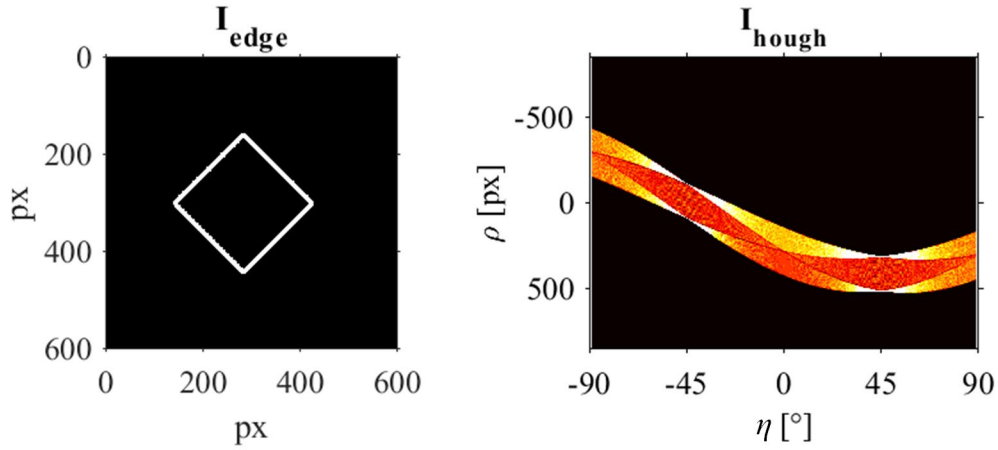


Abbildung 33: Ideales Kantenbild I_{edge} (Kante zur Visualisierung verstärkt) eines um 45° gedrehten Quadrats (links) und Ausgabe des Houghbildes I_{hough} ; aufgetragen wird der Betrag des Abstandvektors ρ über dem Winkel η (rechts)

Es sind vier helle Stellen erkennbar, welche bei -45° und $+45^\circ$ auftreten. Dies korrespondiert mit der Ausrichtung des Kantenbilds auf der linken Seite der Abbildung. Um die Maxima in den Bilddaten der Houghmatrix besser diskriminierbar zu machen, wird die Matrix zunächst elementweise quadriert. Anschließend wird der Mittelwert der Spalten der Houghmatrix gebildet und das Maximum dieses Spaltenmittelwerts ermittelt. Dieser entspricht dem Drehwinkel η_{max} . Im Beispiel aus Abbildung 33 liegt der gesuchte Drehwinkel η_{max} somit bei 45° . Die Houghtransformation liefert für Vielfache von $\pi \cdot \eta_{max}$ Maxima. Aus diesem Grund wird die Houghtransformation mit einer Abtastung zwischen -45° und $+45^\circ$ verwendet. Der ermittelte Wert für den Drehwinkel η_{max} wird verwendet, um die zuvor berechnete Bildmatrix $I_{inv,bw,closed}$ mittels der *MATLAB*-Funktion *imrotate* unter Verwendung einer *nearest neighbor* Interpolation zu drehen. Ebenso wird mit dem Graubild I_{gray} verfahren. Es resultieren $I_{inv,bw,closed,rot}$ sowie $I_{gray,rot}$:

$$I_{inv,bw,closed,rot} = \begin{bmatrix} \cos \eta_{max} & -\sin \eta_{max} \\ \sin \eta_{max} & \cos \eta_{max} \end{bmatrix} \cdot I_{inv,bw,closed}, \quad (24)$$

$$I_{gray,rot} = \begin{bmatrix} \cos \eta_{max} & -\sin \eta_{max} \\ \sin \eta_{max} & \cos \eta_{max} \end{bmatrix} \cdot I_{gray}. \quad (25)$$

Zuschnitt

Nach der Rotation wird die Bildmatrix $I_{gray,rot}$ zugeschnitten, bevor sie der Merkmalsextraktion zugeführt wird. Hierfür werden die Schnittkoordinaten benötigt. Zunächst werden alle Regionen aus der Bildmatrix $I_{inv,bw,closed,rot}$ bestimmt. Für jede Region wird die Fläche, sprich die Anzahl von Pixeln mit dem Wert 1, sowie der Flächenschwerpunkt ermittelt. Dies geschieht über die *MATLAB*-Funktion *regionprops* (Mathworks 2018). Die

größte Region im Bild stellt dabei das Druckmuster dar (siehe $I_{inv,bw,closed,rot}$ in Abbildung 30). Verunreinigungen wie bspw. Staub werden hierdurch nicht betrachtet. Hierbei kommt zum Tragen, dass vor der Kantendetektion im Abschnitt Rotation bereits Löcher in den Regionen der Bildmatrix geschlossen wurden. Ohne diese Operation würde der Schwerpunkt der Region nicht dem Flächenschwerpunkt des Druckmusters entsprechen. Ausgehend vom Flächenschwerpunkt (x_s, y_s) werden die Schnittkoordinaten x_{min} , y_{min} , x_{max} und y_{max} in Abhängigkeit der gewünschten Kantenlänge l der resultierenden Bildmatrix $I_{gray,rot,crop}$ ermittelt:

$$x_{min} = x_s - \frac{l}{2} - 1, \quad (26)$$

$$x_{max} = x_s + \frac{l}{2}, \quad (27)$$

$$y_{min} = y_s - \frac{l}{2} - 1, \quad (28)$$

$$y_{max} = y_s + \frac{l}{2}. \quad (29)$$

Die Kantenlänge l wird dabei standardmäßig mit 1000 px so gewählt, dass Randeffekte der Druckmuster (siehe Abbildung 28) in den Bilddaten nicht enthalten sind. Die Kantenlänge l ist ein Parameter, dessen Einfluss im Rahmen der Validierung untersucht wird.

Anpassung der Auflösung

Zur Anpassung der Auflösung der Bilddaten wird die *MATLAB*-Funktion *imresize* verwendet. Die Auflösung der Instanz $I_{gray,rot,crop}$ wird um einen prozentualen Faktor $r \in [0 \% \dots 100 \%]$ angepasst. Eine Auflösung von $r = 100 \%$ entspricht dabei einer inaktiven Anpassung der Auflösung. Bei einer Kantenlänge von $I_{gray,rot,crop}$ von 1000 px und einer Auflösung von $r = 50 \%$ resultiert eine reduzierte Kantenlänge von $I_{gray,rot,crop}$ von 500 px aus der Anpassung der Auflösung. Standardmäßig wird die Auflösung auf $r = 100 \%$ gesetzt. Die Auflösung r ist ein weiterer Parameter, dessen Einfluss in der Validierung untersucht wird. Nach der Vorverarbeitung liegen die Druckmuster somit einheitlich digitalisiert und verarbeitet als Instanzen $I_{gray,rot,crop}$ vor.

4.3 Merkmalsextraktion

Wie in Abschnitt 2.4 beschrieben, werden Gaborfilter zur Erkennung in biometrischen Anwendungen ebenso verwendet wie zur Untersuchung von Texturen. Die Druckmuster sind in dieser Logik als Texturen zu verstehen. Wie in Abschnitt 2.4 beschrieben, kann die Gaborfilterung als frequenz- und orientierungsabhängige Kantendetektion verstanden werden. Die Merkmalsextraktion baut über die *MATLAB*-Funktion *gabor* eine Filtermatrix in Form eines komplexen Gaborfilters $\Psi_{\lambda,\theta}$ unter Vorgabe von einer Wellenlänge λ und einer Orientierung θ auf. Dies unterscheidet sich von der in Abschnitt 2.4 gezeigten Parametrisierung des Gaborfilters über die Frequenz ω . Da die Frequenz ω in cycle/px angegeben wird, erfolgt die Angabe der Wellenlänge λ reziprok in px/cycle. Zur Verdeutlichung der Funktionsweise zeigt Abbildung 34 unterschiedliche komplexe Gaborfilter $\Psi_{\lambda,\theta}$ und die Beträge der hieraus berechneten komplexen Merkmalsbilder $|F_{\lambda,\theta}|$ für unterschiedliche Wellenlängen λ und Orientierungen θ . In den komplexen Gaborfiltern $\Psi_{\lambda,\theta}$ ist die komplexe Sinusfunktion anhand des erkennbaren Gradienten erkennbar. Die Frequenz der Gradienten wird durch die Wellenlänge λ der Sinusfunktion bestimmt und ist einer von zwei charakteristischen Parametern der Merkmalsextraktion, welche im Rahmen dieser Arbeit behandelt werden. Die Orientierung θ der Gradienten ergibt sich durch die Koordinatentransformation (siehe Gleichungen 3 und 4 in Abschnitt 2.4).

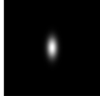

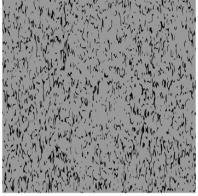


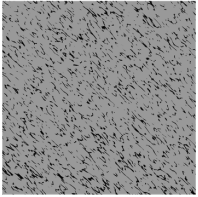
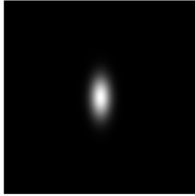
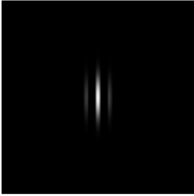
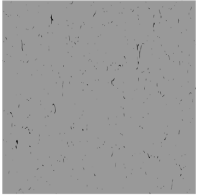

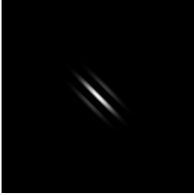
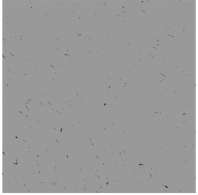
Wellenlänge λ und Orientierung θ	Betrag und Realteil des komplexen Gaborfilters $\Psi_{\lambda,\theta}$		Betrag des komplexen Merkmalsbildes $ F_{\lambda,\theta} $
$\lambda = 10 \text{ px/cycle}$ $\theta = 0^\circ$			
$\lambda = 10 \text{ px/cycle}$ $\theta = 45^\circ$			
$\lambda = 20 \text{ px/cycle}$ $\theta = 0^\circ$			
$\lambda = 20 \text{ px/cycle}$ $\theta = 45^\circ$			

Abbildung 34: Wellenlänge λ und Orientierung θ der Gaborfilterung mit entsprechenden komplexen Gaborfiltern $\Psi_{\lambda,\theta}$ (Betrag links; Realteil rechts) und resultierenden Beträgen der komplexen Merkmalsbilder $|F_{\lambda,\theta}|$ basierend auf der gleichen Eingangsinstanz eines Viscous Fingering Druckmusters; die Größe der komplexen Gaborfilter $\Psi_{\lambda,\theta}$ wächst mit der Wellenlänge λ (Darstellung ist proportional); die Größe der komplexen Merkmalsbilder $|F_{\lambda,\theta}|$ ist unabhängig von der Größe der komplexen Gaborfilter $\Psi_{\lambda,\theta}$ für alle gezeigten Gaborfilterungen gleich und für die Darstellung angepasst; die Beträge der komplexen Merkmalsbilder $|F_{\lambda,\theta}|$ sind für die Darstellung in der Helligkeit reduziert.

Durch die überlagerte Gaußfunktion, welche im Betragsbild der komplexen Gaborfilter $\Psi_{\lambda,\theta}$ zu erkennen ist, werden die Gradienten im Bild des Realteils nach außen hin schwächer. Die Faltung erfolgt über die *MATLAB*-Funktion *imgaborfilt* (Daugman 1985; Jain und Farrokhnia 1990; Kruizinga und Petkov 1999). Die Instanz $I_{\text{gray,rot,crop}}$ ist Eingangsgröße der Merkmalsextraktion und wird mit dem komplexen Gaborfilter $\Psi_{\lambda,\theta}$ gefaltet. Es entsteht das komplexe Merkmalsbild

$$F_{\lambda,\theta}(x, y) = \Psi_{\lambda,\theta}(x, y) * I_{gray,rot,crop}(x, y). \quad (30)$$

Der Betrag des komplexen Merkmalsbildes $F_{\lambda,\theta}$ ergibt sich nach

$$|F_{\lambda,\theta}(x, y)| = \sqrt{Re(F_{\lambda,\theta}(x, y))^2 + Im(F_{\lambda,\theta}(x, y))^2}. \quad (31)$$

Zusätzlich zu den eingeführten Parametern Wellenlänge λ und Orientierung θ kann die Abtastrate unabhängig für Zeilen und Spalten gewählt werden. Dieser Schritt entspricht einer Skalierung des Betrags des komplexen Merkmalsbildes $|F_{\lambda,\theta}|$. Wird bspw. das 120 x 120 Pixel große Betragsbild des komplexen Merkmalsbildes $|F_{\lambda,\theta}|$ mit den Faktoren 2 und 2 abgetastet, so resultiert ein 60 x 60 Pixel großes Betragsbild des komplexen Merkmalsbildes $|F_{\lambda,\theta}|$ daraus. Abbildung 35 zeigt beispielhaft den Unterschied zwischen der zum Einsatz kommenden Abtastung der Beträge der komplexen Merkmalsbilder $|F_{\lambda,\theta}|$ gegenüber einer Reduzierung der Auflösung, wie sie am Ende der Vorverarbeitung mit den Instanzen $I_{gray,rot,crop}$ vorgenommen werden kann.

0	0	32	64	96	128
8		64		128	
0	32	64	96	128	160
32	64	96	128	160	192
64	96	128	160	192	224
96	128	160	192	224	256
128	160	192	224	256	256

8	64	128
64	128	192
128	192	248

0	32	96
32	96	160
96	160	224

Reduzierung der
Auflösung auf 50%
mittels *imresize*

Abtastung mit den
Faktoren 2 und 2 in der
Gaborfilterung

Abbildung 35: Unterschied zwischen Abtastung und Auflösungsreduzierung mittels *MATLAB*-Funktion *imresize* bei der Verarbeitung von Bildmatrizen

Die aus Abtastung und Auflösungsreduzierung resultierenden Matrizen weisen die gleichen Dimensionen auf, die Einträge unterscheiden sich jedoch. Die Auflösungsreduzierung kann als Mittelung über Fenster einer definierten Größe verstanden werden während die Abtastrate Grauwerte an diskreten Stellen abgreift. Das auf diese Weise abgetastete Betragsbild des komplexen Merkmalsbildes $|F_{\lambda,\theta}|$ wird durch Aneinanderreihung der einzelnen Spalten in einen Spaltenvektor $V_{\lambda,\theta}$ umgewandelt. So wird aus dem 60 x 60 Pixel großen Betragsbild $|F_{\lambda,\theta}|$ ein Spaltenvektor $V_{\lambda,\theta}$ mit einer Gesamtlänge n von 3600 Einträgen. Die spezifischen

Einträge des Spaltenvektors $V_{\lambda,\theta}$ werden mit dem Index i bezeichnet. Das Betragsbild des Merkmalsbildes $|F_{\lambda,\theta}|$ liegt nach Abtastung und Vektorisierung somit als Spaltenvektor $V_{\lambda,\theta}$ vor und wird vor der Binarisierung normiert. Hierfür wird elementweise die Differenz zum Median des Spaltenvektors $V_{\lambda,\theta}$ gebildet und diese durch die Standardabweichung des Spaltenvektors $\sigma(V_{\lambda,\theta})$ geteilt:

$$V_{\lambda,\theta,norm}(i) = \frac{(V_{\lambda,\theta}(i) - \tilde{V}_{\lambda,\theta})}{\sigma(V_{\lambda,\theta})}. \quad (32)$$

Diese Form der Normierung entstammt (Haghighat et al. 2015). An diesem Punkt ist festzuhalten, dass die vorgestellte Methode nicht auf ein einzelnes normiertes Eingangsbild I_{norm} , sondern auf eine Anzahl P von normierten Eingangsbildern I_{norm} angewandt wird. Sämtliche Schritte der Vorverarbeitung und Merkmalsextraktion werden analog für alle P normierten Eingangsbilder I_{norm} durchgeführt. Es liegt somit nicht ein normierter Spaltenvektor $V_{\lambda,\theta,norm}$, sondern P normierte Spaltenvektoren $V_{\lambda,\theta,norm}$ vor. Um P Binärvektoren $S_{p,q}$ aus den P Spaltenvektoren $V_{\lambda,\theta,norm}$ zu erhalten, erfolgt nach der Binarisierung in der Vorverarbeitung (siehe Abbildung 30), welche jedoch nur auf Bildmatrizen zur Berechnung des Drehwinkels und der Schnittkoordinaten angewandt wird, eine zweite Binarisierung nach der Merkmalsextraktion:

$$S_{p,q}(i) = \begin{cases} 0 & \text{falls } V_{\lambda,\theta,norm}(i) < t_{50} \\ 1 & \text{falls } V_{\lambda,\theta,norm}(i) \geq t_{50} \end{cases}, p \in [1 \dots P], q \in [1 \dots Q]. \quad (33)$$

Der Index p steht hierbei für die spezifische Nummer des Druckmusters, der Index q für die Nummer der Wiederholungsaufnahme. Der Binärvektor $S_{12,3}$ steht bspw. für die dritte Wiederholungsaufnahme des zwölften Druckmusters. Der Schwellwert t_{50} wird dabei anhand aller normierten Spaltenvektoren $V_{\lambda,\theta,norm}$ ermittelt. Für jeden normierten Spaltenvektor $V_{\lambda,\theta,norm}$ wird berechnet, bei welchem Schwellwert t_p die Hälfte aller Bits des resultierenden Binärvektors den Wert 1 annehmen. Dies wird erreicht, indem gefordert wird, dass

$$t_p = \frac{\sum_{i=1}^n S_{p,q}(i)}{n} \stackrel{!}{=} 0,5, \in [0 \dots 1]. \quad (34)$$

Aus den berechneten Schwellwerten t_p ergibt sich der Schwellwert t_{50} durch Mittelung nach

$$t_{50} = \frac{\sum_{p=1}^P t_p}{P}, \in [0 \dots 1]. \quad (35)$$

Der Schwellwert t_{50} wird auf alle normierten Spaltenvektoren $V_{\lambda,\theta,norm}$ angewandt. Nach Abschluss der Merkmalsextraktion aus den P Instanzen $I_{gray,rot,crop}$ sind somit zunächst die P Merkmalsbilder $F_{\lambda,\theta}$ berechnet und die schlussendlich P Binärvektoren $S_{p,q}$ erstellt worden. Jeder Binärvektor $S_{p,q}$ repräsentiert damit eine Aufnahme eines Druckmusters aus der optischen Bilderfassung. Diese Binärvektoren werden schließlich zur Berechnung der Hamming Distanzen verwendet.

4.4 Hamming Distanz

Die Hamming Distanz wird im Rahmen dieser Arbeit als Abstandsmaß zwischen Binärvektoren $S_{p,q}$, welche Bilddaten und damit Druckmuster repräsentieren, verwendet. Dabei stellt sich die Frage, ob der Abstand zwischen verschiedenen stochastischen Druckmustern einer Druckmusterart groß genug für eine robuste Diskriminierbarkeit im Zusammenhang mit der gewählten Bilderfassungseinheit und Bildverarbeitung ist. Zur Überprüfung werden Druckmuster mehrmals aufgenommen und die aus den Eingangsbildern I_{norm} errechneten Binärvektoren $S_{p,q}$ miteinander verglichen. Der Vergleich ermittelt die Anzahl der unterschiedlichen Stellen zwischen zwei Binärvektoren S . Diese Anzahl wird über die Gesamtanzahl der Einträge des Binärvektors normiert und nachfolgend als normierte Hamming Distanz HD_{norm} bezeichnet:

$$HD_{norm}(S_{p,q}, S_{p',q'}) = \frac{|\{i \in \{1, \dots, n\} \mid S_{p,q}(i) \neq S_{p',q'}(i)\}|}{n}. \quad (36)$$

Prinzipiell kann zwischen zwei Arten von Hamming Distanzen unterschieden werden:

1. **Inter-Hamming Distanz e :** Werden zwei unterschiedliche Druckmuster ($p \neq p'$) optisch erfasst und die Binärvektoren verglichen, so entspricht die normierte Anzahl der unterschiedlichen Stellen der beiden Vektoren der normierten Inter-Hamming Distanz e . Allgemein beschreibt die Inter-Hamming Distanz die Ähnlichkeit von Binärvektoren unterschiedlichen Ursprungs (inter-class).
2. **Intra-Hamming Distanz a :** Wird das gleiche Druckmuster ($p = p'$) zweimal optisch erfasst ($q \neq q'$) und die resultierenden Binärvektoren verglichen, so entspricht die normierte Anzahl der unterschiedlichen Stellen der beiden Vektoren der Intra-Hamming Distanz a . Allgemein beschreibt die Intra-Hamming Distanz die Ähnlichkeit von Binärvektoren des gleichen Ursprungs (intra-class).

Für den Fall, dass absolut stochastische Druckmuster untersucht werden, müssten sich die Inter-Hamming Distanz von $HD_{norm} = 0,5$ ergeben. Dies wird ersichtlich bei der Betrachtung des folgenden Beispiels in Abbildung 36.

Original	1	0	1	1	0	1	0	0	1	0
$HD_{norm} = 0$	1	0	1	1	0	1	0	0	1	0
$HD_{norm} = 0,3$	1	0	0	1	0	1	0	1	0	0
$HD_{norm} = 1$	0	1	0	0	1	0	1	1	0	1

Abbildung 36: Vergleich von Binärvektoren. Wird ein Binärvektor mit einem identischen Binärvektor verglichen, so ist die Anzahl der abweichenden Stellen gleich Null, die normierte Hamming Distanz beträgt entsprechend ebenfalls $HD_{norm} = 0$. Treten Fehler in der Messkette auf, so ergeben sich Abweichungen im Binärvektor und es resultiert eine $HD_{norm} > 0$. Werden zwei komplementäre Vektoren verglichen, ergibt sich der eine maximale Hamming Distanz von $HD_{norm} = 1$.

Die zugrundeliegende Hypothese der entwickelten Methode ist es, dass Bilddaten des gleichen Druckmusters untereinander einen geringeren Abstand aufweisen als Bilddaten unterschiedlicher Druckmuster. Die Intra-Hamming Distanz sollte somit prinzipiell geringere Werte als die Inter-Hamming Distanz aufweisen. Druckmuster sollen sich so anhand ihrer Bilddaten bzw. der berechneten Binärvektoren diskriminieren lassen. Werden Druckmuster der gleichen Druckmusterart bspw. auf unterschiedliche Verpackungen gedruckt, so soll die Stochastik aus dem Druckprozess ermöglichen, die einzelnen Verpackungen voneinander zu unterscheiden. Die Methode zur Identifikation stochastischer Druckmuster wird hierfür anhand des Vergleiches von Datenbanken validiert, in welchen jeweils die Binärvektoren zu den gleichen Druckmustern aus unterschiedlichen Erfassungen abgelegt sind. Es wird eine möglichst große Anzahl an Druckmustern angestrebt, um belastbare Aussagen bzgl. der Verteilungen der Hamming Distanzen treffen zu können. Die in den Abschnitten 4.2 und 4.3 beschriebene Vorverarbeitung und Merkmalsextraktion wird für jede Aufnahme jedes Druckmusters durchgeführt. Die resultierenden Binärvektoren werden als Datenbank zusammengefasst und abgespeichert.

Vergleich eines Druckmusters mit einer Datenbank

Zum Vergleich eines Druckmusters mit einer Datenbank werden zunächst P Druckmuster digitalisiert verarbeitet und die zugehörigen P Binärvektoren in eine Datenbank geschrieben.

Wird nun eines der Druckmuster erneut digitalisiert, verarbeitet und der entstehende Binärvektor mit der Datenbank verglichen, werden P normierte Hamming Distanzen HD_{norm} berechnet. Einer der P Vergleiche sollte dabei eine signifikant niedrigere normierte Hamming Distanz HD_{norm} aufweisen als die $P-1$ anderen Vergleiche und bspw. über einen Schwellwert diskriminierbar sein. Abbildung 37 zeigt beispielhaft einen solchen Datenbankvergleich mit einem Treffer. Aufgetragen wird die normierte Hamming Distanz HD_{norm} über der Nummer p der Druckmuster. Es ist zu erkennen, dass im vorliegenden Fall der Binärvektor des Druckmusters 15 in der Datenbank beim Vergleich mit dem neu digitalisierten Druckmuster 15 auf ein Minimum der normierten Hamming Distanz HD_{norm} führt.

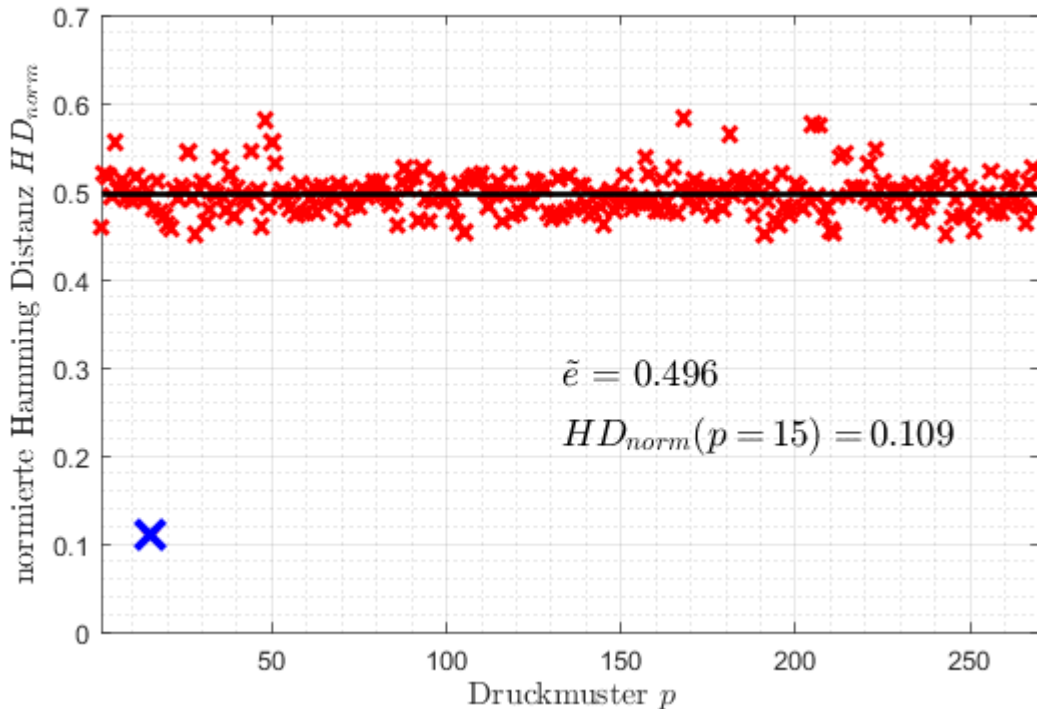


Abbildung 37: Vergleich des Binärvektors eines Viscous Fingering Druckmusters mit einer Datenbank bestehend aus 270 Binärvektoren, welche 270 Druckmuster der Druckmusterart Viscous Fingering repräsentieren. Die niedrigste Hamming Distanz bei $p = 15$ (blaues Kreuz) entspricht dem Treffer (Intra-Hamming Distanz), die roten Kreuze entsprechen Nicht-Treffern (Inter-Hamming Distanzen).

Der Vergleich eines Binärvektors mit einer Datenbank entspricht einer Überprüfung eines Druckerzeugnisses im industriellen Umfeld. Werden bspw. Verpackungen mit stochastischen Druckmustern der gleichen Druckmusterart bedruckt, erfolgt eine erste optische Erfassung in der Produktion. Im Handel wird zur Überprüfung einer Verpackung diese erneut optisch erfasst und der extrahierte Binärvektor mit einer Datenbank abgeglichen, in welcher die Daten aus der Produktion hinterlegt sind. Dabei wird zu einem vorliegenden Druckmuster nach einem Treffer in der Datenbank gesucht. In der Praxis ist diese Form der Suche bei einer

großen Anzahl P an Druckmustern nicht durchführbar, da der Aufwand bei der Identifikation linear mit der Anzahl P steigt. Daher werden sogenannte Robust Keys eingesetzt, welche in Abschnitt 6.6 diskutiert werden.

Vergleich von Datenbanken mit Datenbanken

Um verallgemeinerbare Aussagen bzgl. der Stochastik der Druckmuster treffen zu können wird die Digitalisierung und Verarbeitung der Druckmuster zweifach durchgeführt, sodass sich zwei Datenbanken ergeben, die P Binärvektoren zu den gleichen P Druckmustern enthalten. Die Binärvektoren resultieren dabei aus unterschiedlichen Bilddaten und die Binärvektoren weisen somit Unterschiede auf (siehe Abbildung 29 in Abschnitt 4.1). Die Datenbanken werden miteinander verglichen, es erfolgen $P \times P$ Berechnungen der normierten Hamming Distanz HD_{norm} . Werden diese Vergleiche in Matrixform dargestellt, finden sich die P Treffer auf der Hauptdiagonalen der Matrix während die übrigen $P^2 - P$ Einträge Nicht-Treffern entsprechen. Treffer sind dabei gleichbedeutend mit Intra-Hamming Distanzen und Nicht-Treffer mit Inter-Hamming Distanzen. Die Verteilung der Intra-Hamming Distanzen wird nachfolgend als a bezeichnet und kurz Intra-Verteilung genannt, die Verteilung der Inter-Hamming Distanzen als e bezeichnet und kurz Inter-Verteilung genannt. Die Verteilungen dieser Hamming Distanzen können als Histogramme dargestellt werden (siehe Abbildung 38). Dabei wird die normierte Häufigkeit über der normierten Hamming Distanz HD_{norm} aufgetragen. Es ist zu erkennen, dass sich zwei Verteilungen ausbilden. Die linke Verteilung stellt die Intra-Verteilung dar und enthält die normierten Hamming Distanzen HD_{norm} zu P Treffern, welche sich aus dem Vergleich der zwei Datenbanken ergeben. Die rechte Verteilung stellt die Inter-Verteilung dar, sprich die $P^2 - P$ Nicht-Treffer mit den entsprechenden normierten Hamming Distanzen HD_{norm} . Die Lücke zwischen den beiden Verteilungen stellt ein Maß für die Diskriminierbarkeit der Binärvektoren und damit der repräsentierten Druckmuster dar und wird als eine Kenngröße für die Stochastik der Druckmuster verwendet. Die Frage, ob die Binärvektoren stochastisch sind, ist dabei nicht entscheidbar (siehe Abschnitt 2.2). Die Ausprägungen der Verteilungen sind dementsprechend als Indizien zu werten. Im Idealfall entstehen zwei nicht überlappende Verteilungen, wobei eine ideale Messkette für jeden Treffer (sprich Intrawert) die Hamming Distanz $HD_{norm} = 0$ ergibt.

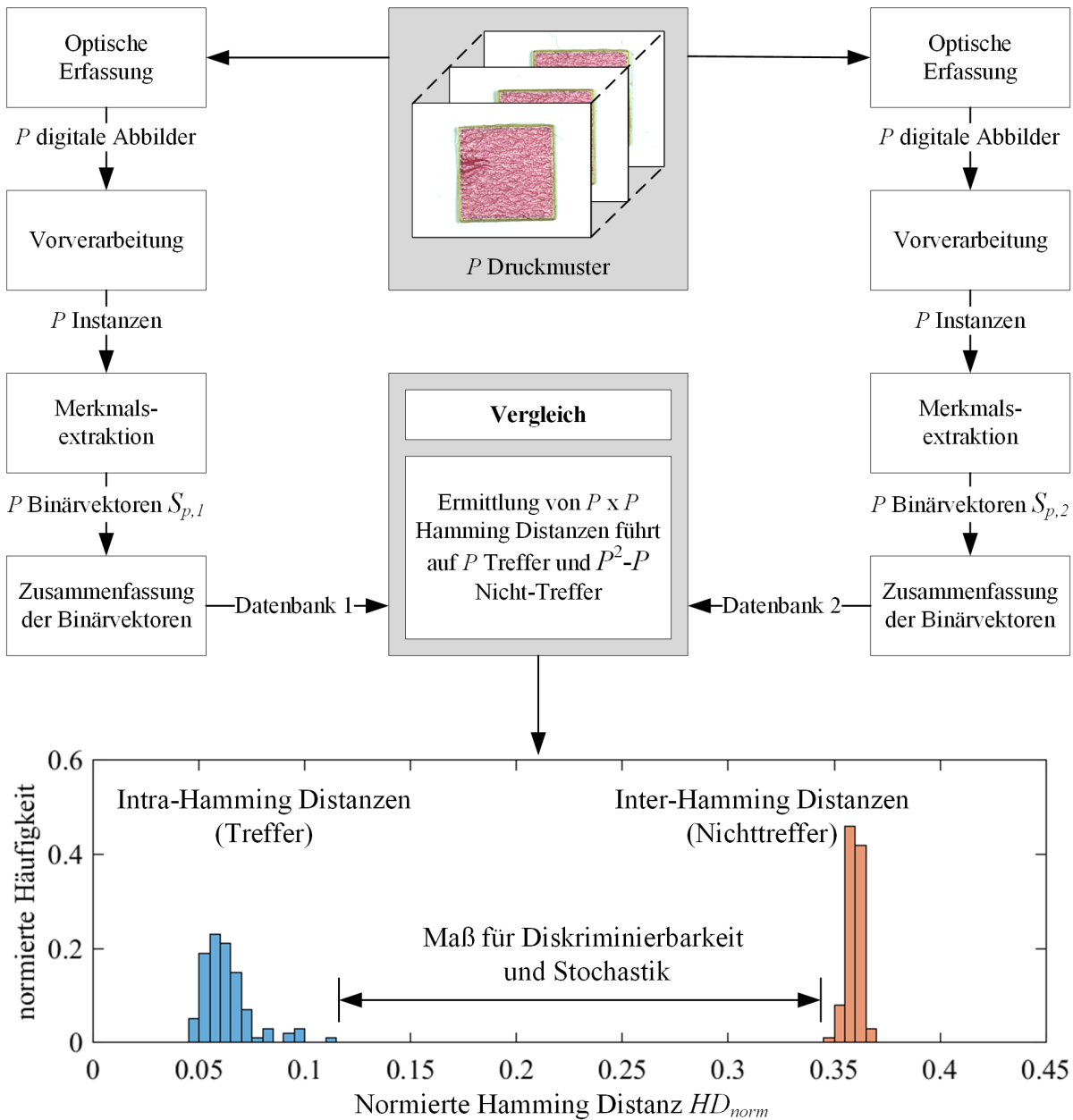


Abbildung 38: Vergleich von Datenbanken mittels Hamming Distanz, Datenbank 1 beinhaltet dabei die Binärvektoren $S_{p,1}$ während die Datenbank 2 die Binärvektoren $S_{p,2}$ beinhaltet. Der Abstand zwischen den Verteilungen für die Intra- und Inter-Hamming Distanzen stellt ein Maß für die Diskriminierbarkeit der Druckmuster dar und wird nachfolgend als eine Kenngröße für die Stochastik der Druckmuster verwendet.

Die in Abschnitt 4.1 behandelten Abweichungen bei der Erfassung sowie bspw. Bitfehler in der Verarbeitung führen auf reale Intra-Hamming Distanzen $HD_{norm} > 0$. Der Vergleich von Datenbanken mit Datenbanken ist für die Entwicklung eines stochastischen Druckmusters entscheidend und wird zur Validierung der Methode zur Identifikation stochastischer Druckmuster in Kapitel 5 verwendet.

5. Validierung der Methode

Die in Kapitel 3 hergestellten Druckmuster sollen anhand der Methode aus Kapitel 4 auf ihre Eignung als stochastisches Identifikationsmerkmal untersucht werden. Aufgrund der Vielzahl an Parametern aus optischer Bilderfassung und Bildverarbeitung wird auf eine vollfaktorielle Untersuchung verzichtet. Stattdessen werden aufbauend auf einen in Abschnitt 5.2 vorgestellten Standardprozess und Standardparametersatz einzelne Parameter variiert und deren Einfluss auf die Diskriminierbarkeit der Druckmuster untersucht. Die Darstellung erfolgt über die in Abschnitt 5.1 vorgestellten Boxplots und Kenngrößen. Dabei werden jeweils die Ergebnisse für die vorgestellten Druckmuster der Druckmusterarten Line Variation, Viscous Fingering und Drip-Off gegenübergestellt. Zum Abschluss des Kapitels werden angepasste Parametersätze verwendet und ein Fazit der Validierung gezogen. Für die Validierung der Methode werden die nachfolgend aufgeführten Druckmuster verwendet:

- 270 Druckmuster der Druckmusterart Line Variation
- 270 Druckmuster der Druckmusterart Viscous Fingering
- 270 Druckmuster der Druckmusterart Drip-Off

Die Druckmuster werden mehrfach digitalisiert und die aus den Instanzen $I_{gray,rot,crop}$ ermittelten Binärvektoren, wie in Abschnitt 4.4 beschrieben, zu Datenbanken zusammengefasst und jeweils zwei Datenbanken miteinander verglichen.

5.1 Darstellung und Kennzahlen

Die Validierung der Methode erfolgt durch Betrachtung der Intra- und Inter-Hamming Distanzen. Zur Darstellung werden Boxplots gewählt, deren prinzipieller Aufbau in Abbildung 39 dargestellt wird und die auf Tukey (Tukey und Tukey 1977 // 1997) zurückgehen. Boxplots bieten die Möglichkeit, eine Datenmenge anschaulich mit den wichtigsten Kenngrößen wie dem Median, Quartilen und Ausreißern darzustellen (Mosler und Schmid 2006). Der Median wird als Kenngröße der Verteilungen dem arithmetischen Mittelwert vorgezogen, da dieser robuster gegenüber Ausreißern ist. Grund für die Wahl dieser Darstellungsform gegenüber Histogrammen ist das Ungleichgewicht bzgl. der Anzahl der Datenpunkte. Werden wie in Abschnitt 4.4 beschrieben zwei Datenbanken mit Binärvektoren zu je P Druckmustern verglichen, ergeben sich P Datenpunkte für die Intra-Hamming Distanz. Dem gegenüber stehen $P^2 - P$ Datenpunkte für die Inter-Hamming Distanz.

Abbildung 40 verdeutlicht die Auswirkung des Ungleichgewichts der Messdaten bei der Interpretation der Ergebnisse.

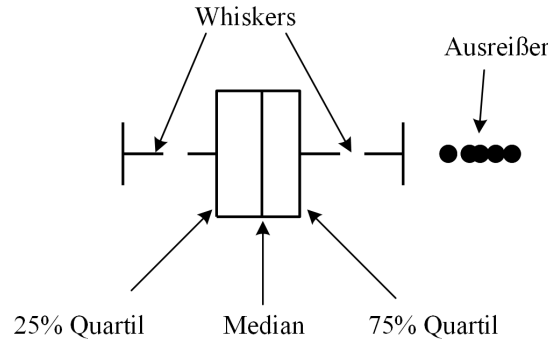


Abbildung 39: Aufbau eines Boxplots: Die 25 %- und 75 % Quartile definieren die Breite der Box, welche somit 50 % aller Messwerte beinhaltet. Der Median wird durch einen Strich innerhalb der Box gekennzeichnet. Die sogenannten Whiskers umfassen in dieser Arbeit 99,3 % aller Messwerte. Sämtliche Werte außerhalb der Whiskers werden als Ausreißer bezeichnet und durch Punkte dargestellt.

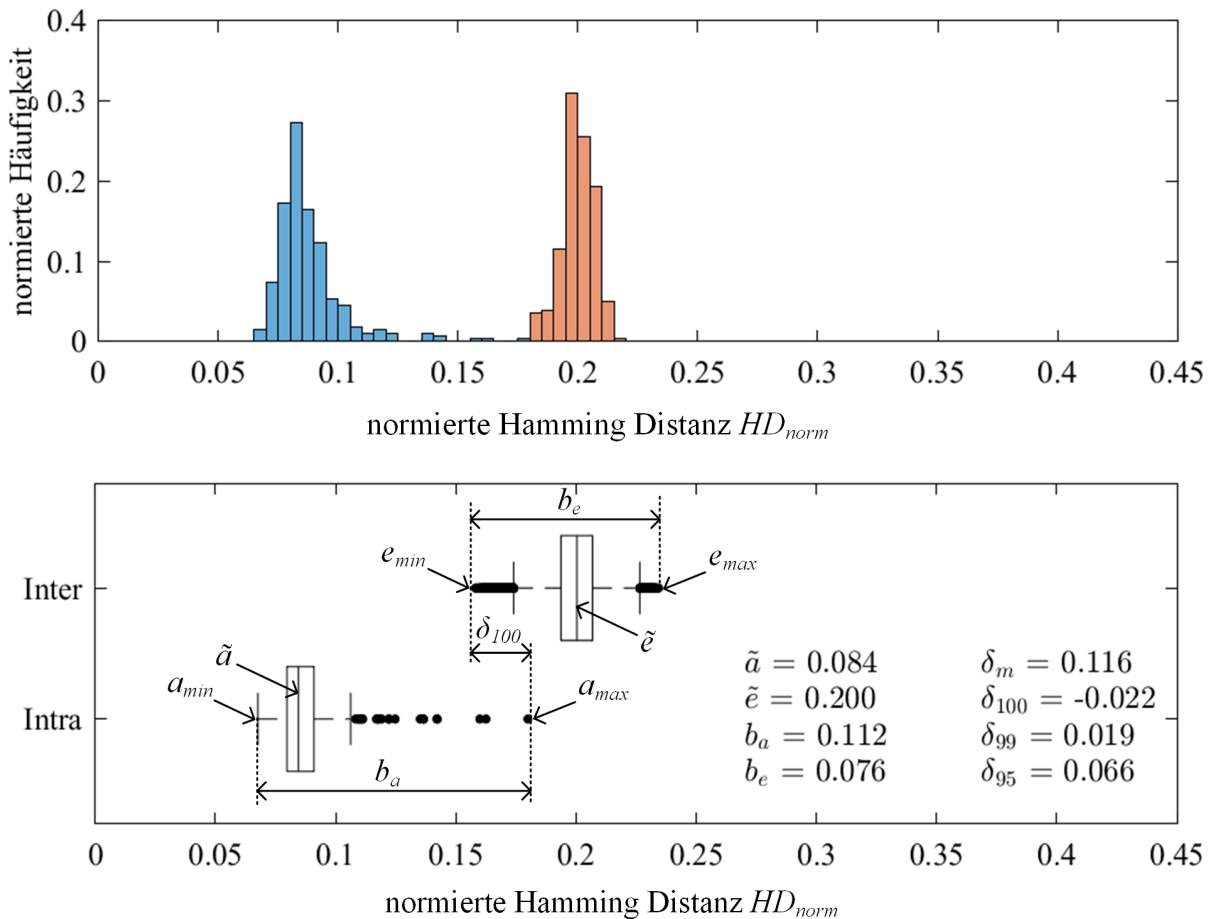


Abbildung 40: Darstellung der Intra- und Inter-Hamming Distanzen über ein Histogramm (oben) und über Boxplots (unten) am Beispiel eines Vergleichs von zwei Datenbanken mit Binärvektoren der Druckmusterart Line Variation

Im Histogramm (Abbildung 40 oben) sind die Verteilungen der Intra-Hamming Distanzen a (blau) und Inter-Hamming Distanzen e (rot), wie einführend in Abbildung 38 dargestellt. Die Intra-Verteilung a zeigt Ausreißer bis zu Werten von $HD_{norm} = 0,18$. Ausreißer bei der Inter-Verteilung e sind nicht zu erkennen. Grund hierfür ist die bei dieser Art der Darstellung übliche Normierung. Bei Betrachtung des zugehörigen Boxplots (siehe Abbildung 40 unten) ist zu erkennen, dass die Inter-Verteilung e deutlich breiter ist, als aus dem gezeigten Histogramm ersichtlich. Die Darstellung durch Boxplots erlaubt eine Bewertung trotz des Ungleichgewichts an Datenpunkten und stellt wichtige Größen der Verteilungen, wie Konfidenzintervall, Median und Ausreißer direkt dar. Ebenso sind die Minimal- und Maximalwerte der beiden Verteilungen direkt ablesbar. Neben der grafischen Darstellung der Verteilungen werden in den Plots die Kennzahlen \tilde{a} , \tilde{e} , δ_m , δ_{100} , δ_{99} , δ_{95} sowie b_a und b_e aufgeführt. \tilde{a} bezeichnet den Median der Intra-Verteilung a , \tilde{e} entsprechend dem Median der Inter-Verteilung e . Da diskrete Verteilungen vorliegen, werden die Mediane entsprechend berechnet:

$$\tilde{a} = \begin{cases} \frac{a_{p+1}}{2} & \text{falls } p \text{ ungerade} \\ \frac{1}{2} \left(a_{\frac{p}{2}} + a_{\frac{p}{2}+1} \right) & \text{falls } p \text{ gerade,} \end{cases} \quad (37)$$

$$\tilde{e} = \begin{cases} \frac{e_{p+1}}{2}, & \text{falls } p \text{ ungerade} \\ \frac{1}{2} \left(e_{\frac{p}{2}} + e_{\frac{p}{2}+1} \right) & \text{falls } p \text{ gerade.} \end{cases} \quad (38)$$

Das Optimum liegt bei einem Median der Intra-Verteilung von $\tilde{a} = 0$, d.h. die Übereinstimmung der Binärvektoren bei einem Treffer liegt immer bei 100%, die normierte Hamming Distanz folglich immer bei $HD_{norm} = 0$. Würde der Druckprozess perfekte Stochastik erzeugen, so wären alle Werte der Inter-Verteilung e bei $HD_{norm} = 0,5$ und entsprechend der Intermedian ebenfalls bei $\tilde{e} = 0,5$. In der Realität ist zum einen auch bei Treffern $HD_{norm} > 0$, zum anderen liegt im Druckprozess keine perfekte Stochastik vor. Dies wird durch die Tatsache ersichtlich, dass die stochastischen wirkenden Strukturen der Druckmusterarten Gesetzmäßigkeiten folgen. Die in den Abschnitten 3.2-3.4 vorgestellten Ausprägungen der Druckmusterarten Line Variation, Viscous Fingering und Drip-Off sind mit bloßem Auge unterscheidbar. Die Kenngröße δ_m beschreibt den Abstand zwischen den Medianen \tilde{a} und \tilde{e} :

$$\delta_m = \tilde{e} - \tilde{a}. \quad (39)$$

Ein hoher positiver Wert für den Abstand δ_m ist ein Indiz für einen großen Abstand zwischen den Verteilungen, reicht jedoch alleine zur Bewertung nicht aus, da die Verteilungen keine feste Breite aufweisen. Der Abstand δ_{100} beschreibt die Differenz zwischen dem größten Intra- und dem kleinsten Interwert und entspricht dem in Abbildung 38 dargestellten Maß für Diskriminierbarkeit:

$$\delta_{100} = e_{\min} - a_{\max}. \quad (40)$$

Der Index 100 kennzeichnet, dass bei der Berechnung des Abstands 100 % der Messwerte berücksichtigt werden. Ist δ_{100} positiv, so überlappen die Verteilungen a und e nicht. Dies bedeutet auch, dass eine eindeutige Identifikation für die in den Datenbanken durch Binärvektoren repräsentierten Druckmuster möglich ist. Negative Differenzen bedeuten eine Überlappung der Intra- und Inter-Verteilungen. Für eine eindeutige Identifikation dürfen sich die Verteilungen a und e jedoch nicht überschneiden (Abdullah et al. 2011), da sonst falsche Treffer bzw. Nicht-Treffer erzielt werden. Eine Identifikation ist weiterhin möglich, es kann jedoch zu falschen Treffern kommen. Die Kenngrößen δ_{99} und δ_{95} beschreiben, wie groß die Abstände zwischen den beiden Verteilungen sind wenn 1% bzw. 5% der schlechtesten Datenpunkte außer Acht gelassen werden und ergeben sich über die Differenzen der Perzentile \hat{Q}_p (Hyndman und Fan 1996; Langford 2006) der Verteilungen:

$$\delta_{99} = \hat{Q}_1(e) - \hat{Q}_{99}(a), \quad (41)$$

$$\delta_{95} = \hat{Q}_5(e) - \hat{Q}_{95}(a). \quad (42)$$

Der Abstand δ_{99} beschreibt die Differenz zwischen den Verteilungen a und e , wenn das oberste 1 % der Werte von a und das unterste 1 % von e nicht mit einbezogen werden. Die größten Ausreißer werden somit nicht berücksichtigt. Analog beschreibt δ_{95} die Differenz zwischen den Verteilungen a und e , wenn die obersten 5 % der Werte von a und die untersten 5 % von e nicht mit einbezogen werden. Die Abstände δ_{99} und δ_{95} können als „weichere“ Kriterien im Vergleich zum Abstand δ_{100} verstanden werden. Für den beschriebenen Fall der perfekten Stochastik liegen die Werte für δ_{100} , δ_{99} und δ_{95} bei 0,5, da alle Intra- und Interwerte $a = 0$ sind und alle Interwerte $e = 0,5$. Als ein weiteres Kriterium werden die Breiten der Verteilungen der Intra- und Inter-Hamming Distanz b_a und b_e herangezogen. Diese berechnen sich aus der Differenz der größten und kleinsten Werte der Verteilungen a und e :

$$b_a = a_{\max} - a_{\min}, \quad (43)$$

$$b_e = e_{max} - e_{min}. \quad (44)$$

Im Idealfall sind die Verteilungen möglichst schmal, das Optimum für die Breite der Verteilungen b_a und b_e liegt daher bei 0. Zusammenfassend wird gefordert, dass die Werte für δ_m , δ_{100} , δ_{99} und δ_{95} positiv und möglichst groß sind. Insbesondere wird ein möglichst großer Wert für δ_{100} gefordert, was gleichbedeutend mit einer höheren Robustheit der Identifikation der einzelnen Druckmuster ist und einen zusätzlichen Puffer bei der Herstellung einer großen Anzahl an Druckmuster bietet. Dieser Puffer ist insbesondere vor dem Hintergrund wichtig, dass nicht nur im Rahmen dieser Arbeit immer nur eine endliche Anzahl an Druckmustern für einen Vergleich zur Bewertung der Stochastik herangezogen werden kann. Der Median \tilde{a} der Intra-Verteilung soll möglichst gering, der Median \tilde{e} der Inter-Verteilung möglichst 0,5 sein. Abschließend sollen die Breiten b_a und b_e der Verteilungen möglichst gering sein. Die erläuterten Kenngrößen werden zur Validierung der Methode in den nachfolgenden Abschnitten betrachtet. Der Vergleich von zwei Datenbanken mit Binärvektoren der gleichen Druckmusterart wird nachfolgend kurz Vergleich von bspw. Line Variation genannt. Jeder Vergleich wird durch einen Boxplot und die acht vorgestellten Kenngrößen repräsentiert.

5.2 Standardprozess

In diesem Abschnitt wird der Standardprozess beschrieben, welcher zur Überprüfung der Methode zur Identifikation stochastischer Druckmuster verwendet wird. Der Standardprozess wird definiert über den Standardparametersatz und verwendet in dieser Arbeit das Kamerasystem „Inspektorenkit“.

Kamerasystem „Inspektorenkit“

Das in Abbildung 41 gezeigte Kamerasystem (nachfolgend als Inspektorenkit bezeichnet) repräsentiert einen forensischen Ansatz, welcher zum Ziel hat, ausgewählten Personen („Inspektoren“) die Überprüfung des Identifikationsmerkmals zu ermöglichen. Die Methode zur Identifikation stochastischer Druckmuster ist als forensisch einzuordnen, da neben einer entsprechenden Bilderfassungseinheit auch die entsprechende Auswertelogik (siehe Abschnitte 4.2 und 4.3) verfügbar sein muss (siehe Abschnitt 2.6).

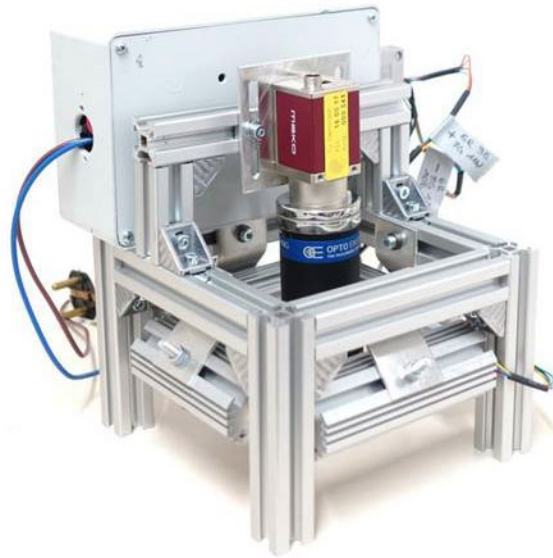


Abbildung 41: Portables Kamerasystem Inspektorenkit

Der optische Aufbau zeichnet sich insbesondere durch eine verzeichnungsarme Abbildung aufgrund der verwendeten bi-telezentrischen Optik aus. Als Kamera kommt in dem Inspektorenkit eine MAKO G-503C POE von Allied Vision mit einem 1/2.5 " CMOS Sensor mit einer Auflösung von 2592 x 1944 Pixel bei einer Pixelgröße von 2,2 x 2,2 μm (Allied Vision 2017) zum Einsatz. Die spektrale Empfindlichkeit des RGB-Sensors ist in Abbildung 11 in Abschnitt 2.3 dargestellt. Zusammen mit der Kamera wird die bi-telezentrische Optik OE TC13016-C eingesetzt (Opto Engineering 2019). Die Optik besitzt einen Vergrößerungsfaktor von 0,29 bei einem Arbeitsabstand von 43,1 mm und löst rund 3353 dpi auf. Die Kamera mit Objektiv ist senkrecht nach unten gerichtet. Die Beleuchtung erfolgt im 45° Winkel durch vier LED-Leisten. Je zwei gegenüberliegende LUMITRONIX® SmartArray L12 LED-Module mit einem Lichtstrom von 660 lm, einer Farbtemperatur von 5.000 K und einem Abstrahlwinkel von 120° (Nichia) beleuchten die Druckmuster mit kaltweißem Licht. Des Weiteren sind ebenfalls gegenüberliegend je drei Hochleistungs-LEDs vom Typ Luxeon Z SMD-LEDs verbaut (Lumitronix 2018). Diese können die Druckmuster in Rot, Grün, Blau und ebenfalls Kaltweiß beleuchten. Die Kamera mit Objektiv sowie die Beleuchtung sind durch 20 mm Boschprofil starr verbunden. Der Arbeitsabstand wird über eine Adapterplatte einmalig eingestellt. Das Inspektorenkit wird mittels *MATLAB* angesteuert. Sämtliche Parameter werden in Anhang A1 gelistet. Die Kommunikation mit der Kamera erfolgt über eine Ethernet-Schnittstelle. Die Aufnahmen werden als 8-bit PNG Dateien gespeichert. Neben dem Inspektorenkit wird in Abschnitt 6.1 ein zweites Messsystem zur Überprüfung der Plausibilität der Messergebnisse vorgestellt.

Standardparametersatz

Für die Bildverarbeitung wird ein Standardparametersatz vorgestellt. Ausgehend von diesem Standardparametersatz werden Einflussfaktoren auf die Methode anhand der vorgestellten Druckmuster der drei Druckmusterarten Line Variation, Viscous Fingering und Drip-Off untersucht. Sofern nicht anders beschrieben, sind alle Parameter in der Validierung entsprechend der nachfolgenden Tabelle 2 gesetzt. Diese gehen von der Annahme aus, dass eine Erhöhung des Informationsgehalts zu einer besseren Diskriminierbarkeit führt. Die Kantenlänge ist daher auf das Maximum ($l = 1000$ px) gesetzt und die Bilddaten werden nicht in ihrer Auflösung reduziert ($r = 1$). Es wird ebenfalls angenommen, dass mit steigendem Umfang der Datenbanken die Aussagen belastbarer werden und aus diesem Grund mit der vollen Anzahl von 270 Druckmustern je Druckmusterart die Vergleiche berechnet. Der Schwellwert t_{50} beruht auf der Annahme, dass bei einem Hamming-Gewicht von $HG = 0,5$ die mögliche Stochastik der Binärvektoren maximal wird. Die Parameter Wellenlänge λ und Orientierung θ des Gaborfilters sind aufbauend auf hier nicht gezeigten Voruntersuchungen gewählt.

Tabelle 2: Standardparametersatz

Parameter	Standardwert
Kantenlänge l der Instanz	1000 px
Auflösung r der Instanz	100 %
Schwellwert t_{50} (Line Variation / Viscous Fingering / Drip-Off)	0,2 / 0,24 / 0,15
Anzahl P der Binärvektoren pro Datenbank	270
Wellenlänge λ des Gaborfilters	20 px/cycle
Orientierung θ des Gaborfilters	45°

Werden jeweils zwei Datenbanken mittels des Standardparametersatzes gemäß der Methode zu Identifikation stochastischer Druckmuster berechnet und diese im Anschluss miteinander verglichen, so ergeben sich die nachfolgend in Abbildung 42 gezeigten Vergleiche. Alle drei Vergleiche weisen einen positiven Wert für den Abstand δ_{100} auf. Eine hinreichende Diskriminierbarkeit ist somit basierend auf 270 Druckmustern unter Anwendung des Standardparametersatzes (siehe Tabelle 2) für alle drei Druckmusterarten gegeben.

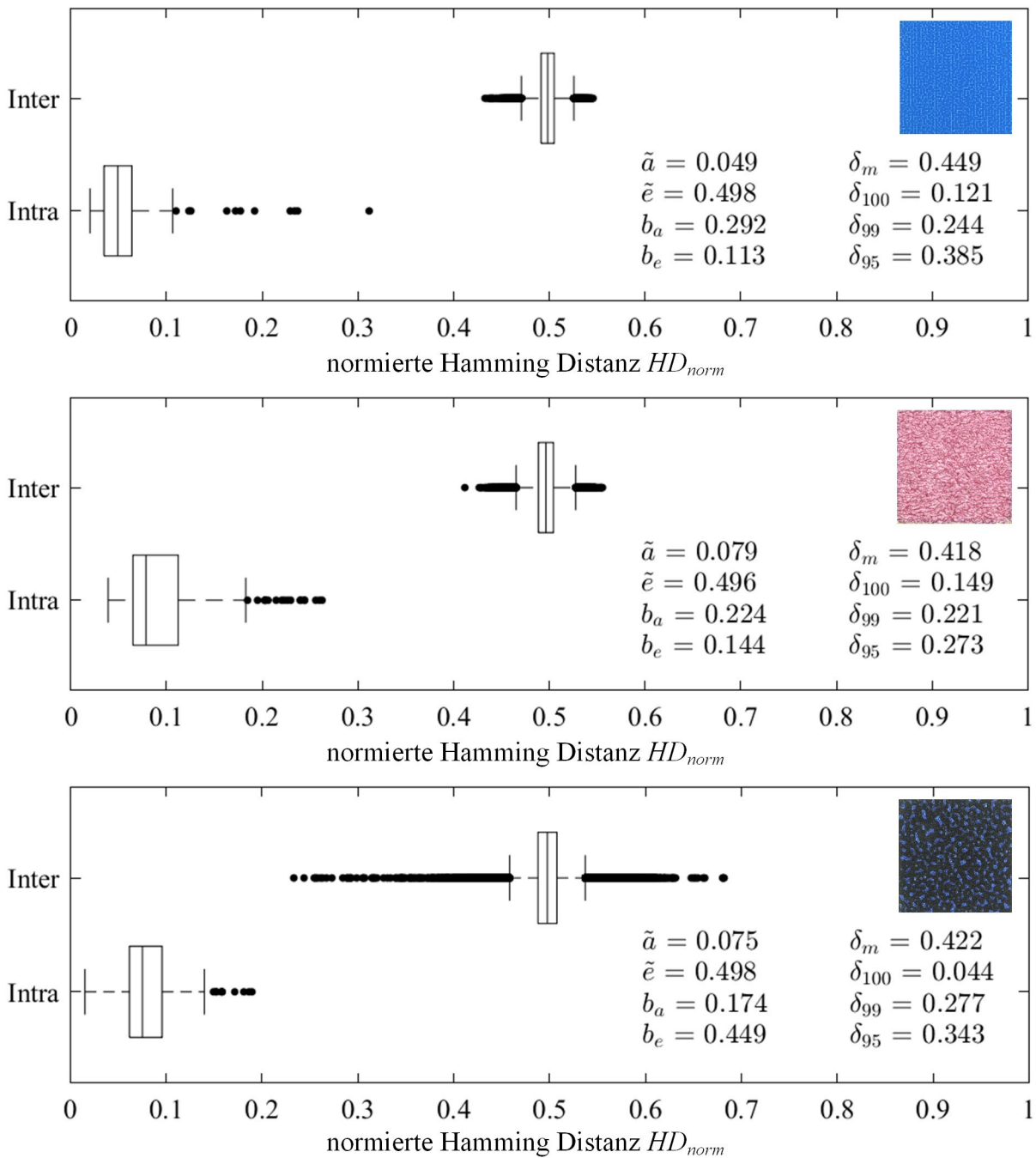


Abbildung 42: Vergleiche der verwendeten Druckmuster der Druckmusterarten Line Variation (Herstellungsparameter siehe Tabelle 1), Viscous Fingering und Drip-Off (von oben nach unten) unter Verwendung des Standardparametersatzes. Die Darstellungsweise über Boxplots an dieser Stelle und in den nachfolgenden Unterkapiteln wird in Abbildung 40 (unten) beschrieben.

Es ist zu erkennen, dass bereits ohne eine weitergehende Optimierung die Verteilungen der Line Variation Druckmuster (siehe Abbildung 42 oben) sehr gut voneinander diskriminierbar sind, die Extremwerte der Verteilungen liegen 12 % auseinander ($\delta_{100} = 0,121$). Auch der Vergleich für Viscous Fingering (siehe Abbildung 42 Mitte) zeigt mit einem Abstand von

$\delta_{100} = 0,149$ eine starke Diskriminierbarkeit. Mit einem Abstand von $\delta_{100} = 0,044$ weist der Vergleich bei Drip-Off (siehe Abbildung 42 unten) die geringste Robustheit bei der Diskriminierbarkeit auf. Zwar ist die Breite der Intra-Verteilung für Drip-Off am geringsten mit $b_a = 0,174$, doch dafür ist die Breite der Inter-Verteilung mit $b_e = 0,449$ mehr als dreimal so groß wie die Breiten der Inter-Verteilungen für Line Variation und Viscous Fingering. Der starke Einfluss der Ausreißer beim Vergleich für Drip-Off ist auch grafisch in Abbildung 42 gut zu erkennen. Bei der Betrachtung des Abstands δ_{99} kehrt sich die Reihenfolge um. Auffällig ist zudem, dass sich der Median \tilde{a} der Intra-Verteilung bei Viscous Fingering und Drip-Off nur in geringem Maße unterscheidet und der Median \tilde{e} der Inter-Verteilung für die Druckmuster der drei Druckmusterarten nahezu konstant ist. Dieser Umstand drückt sich in sehr geringen Unterschieden bzgl. des Abstands δ_m der Mediane aus. Diese drei Vergleiche sollen als Referenz für die nachfolgende Validierung dienen.

5.3 Wiederholbarkeit der Methode

Um Aussagen anhand des Vergleichs von zwei Datenbanken treffen zu können, wird zunächst die Wiederholbarkeit der Methode überprüft. Dabei weist jede Datenbank 270 Binärvektoren auf, welche 270 Druckmuster der jeweiligen Druckmusterart repräsentieren. Die vorgestellten Drip-Off Druckmuster weisen im Gegensatz zu den vorgestellten Line Variation und Viscous Fingering Druckmustern eine Haptik auf, welche mit einer entsprechenden Schichtdicke bzw. Schichtdickendifferenz verbunden ist. Da die Druckmuster mit einer Messgeometrie von $45^\circ/0^\circ$, sprich mit senkrecht ausgerichteter Kamera und um 45° geneigter Beleuchtung, aufgenommen werden, kann diese Schichtdickendifferenz zwischen Vordergrund (blau) und Hintergrund (schwarz) im Extremfall zu einer Schattenbildung führen. Darüber hinaus weist Drip-Off als einzige behandelte Druckmusterart Effektpigmente auf, welche eine hohe Winkelabhängigkeit bzgl. des optischen Eindrucks bei der Betrachtung und damit auch bei der Beleuchtung aufweisen. Es wird daher angenommen, dass diese Druckmusterart besonders empfindlich gegenüber Wiederholungsaufnahmen mit unterschiedlicher Positionierung unter dem Inspektorenkit ist. Aus diesem Grunde wird die Wiederholbarkeit der Methode mit vier Datenbanken überprüft, welche Binärvektoren zu Aufnahmen der 270 Drip-Off Druckmuster enthalten. Die vier Datenbanken werden mit Hilfe des Standardparametersatzes gebildet und miteinander verglichen. Durch Kombination der vier Datenbanken ergeben sich die nachfolgenden sechs Vergleiche (1 vs. 2, 1 vs. 3, 1 vs. 4, 2 vs. 3, 2 vs. 4 und 3 vs. 4) in den nachfolgenden zwei Abbildungen.

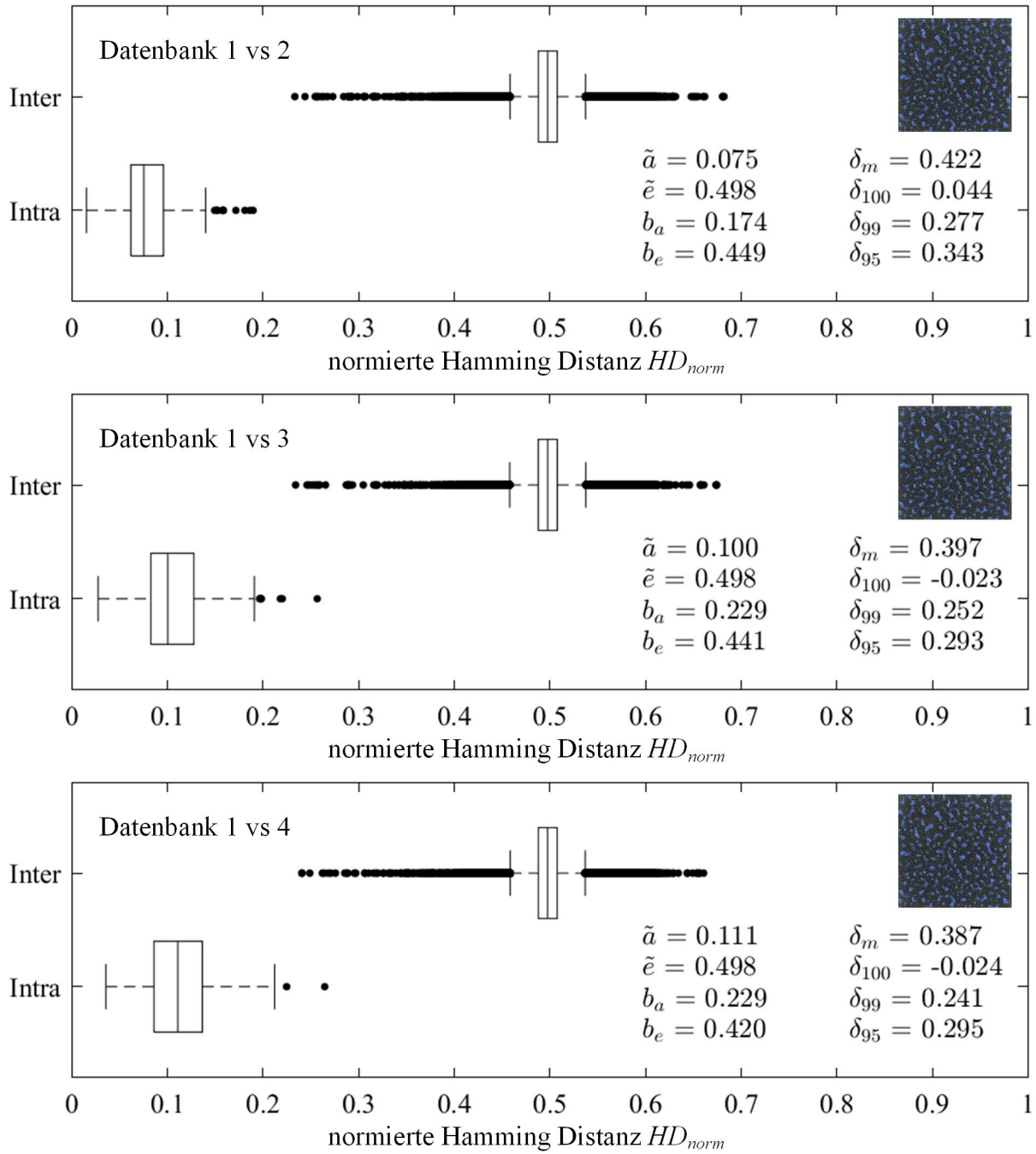


Abbildung 43: Untersuchung der Wiederholbarkeit der Methode bei der Verwendung unterschiedlicher Bilddaten der gleichen Druckmuster der Druckmusterart Drip-Off anhand der Datenbanken 1 und 2 (oben) sowie der Datenbanken 1 und 3 (Mitte) und der Datenbanken 1 und 4 (unten) unter Anwendung des Standardparametersatzes

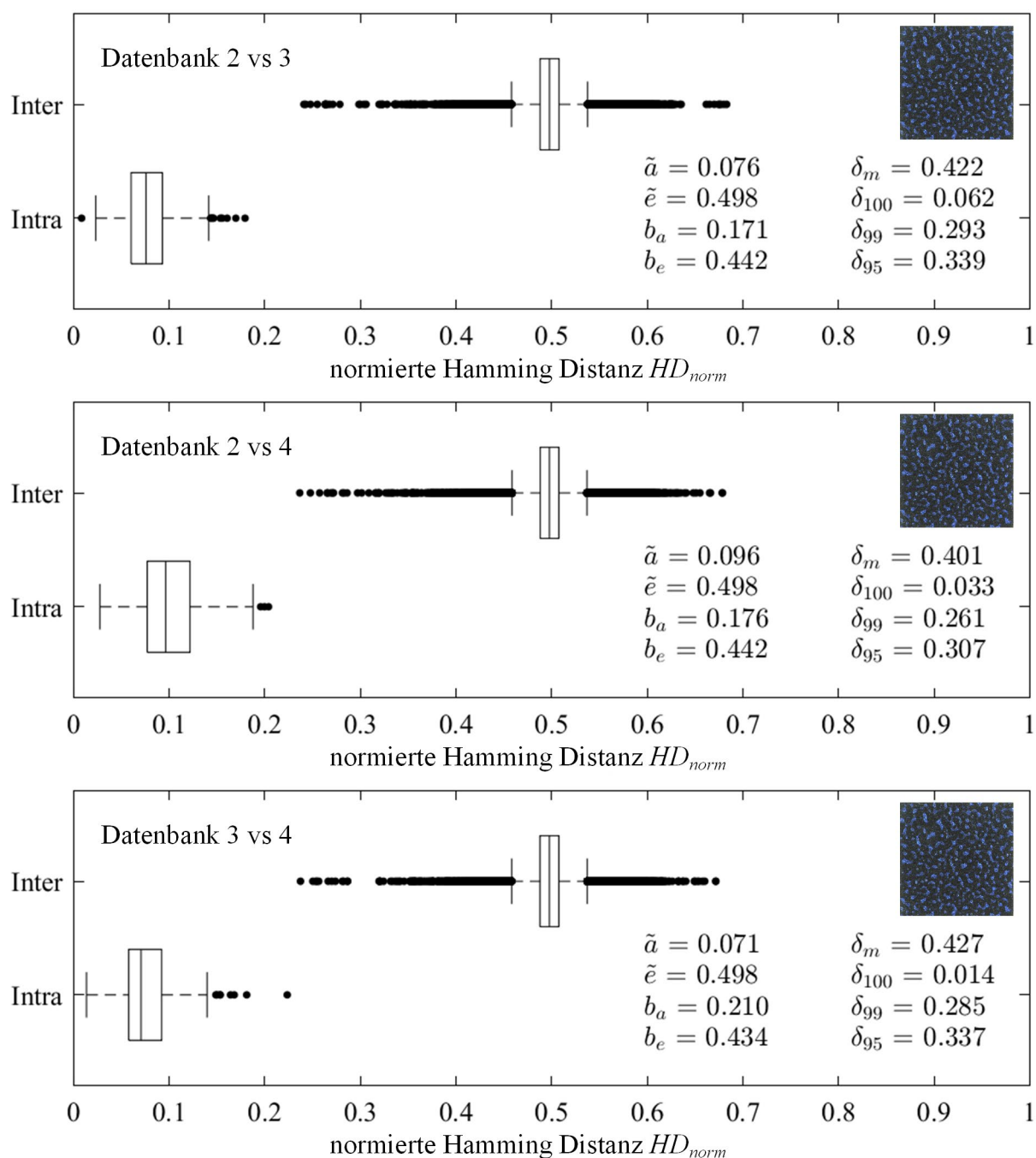


Abbildung 44: Untersuchung der Wiederholbarkeit der Methode bei der Verwendung unterschiedlicher Bilddaten der gleichen Druckmuster der Druckmusterart Drip-Off anhand der Datenbanken 2 und 3 (oben), der Datenbanken 2 und 4 (Mitte) sowie der Datenbanken 3 und 4 (unten) unter Anwendung des Standardparametersatzes

Die sechs Vergleiche der vier Datenbanken in den zwei vorangegangenen Abbildungen zeigen zunächst ein sehr stabiles Verhalten der Inter-Verteilung. Die Werte für den Median der Inter-Verteilung liegen konstant bei $\tilde{e} = 0,498$. Die Werte für die Breite der Inter-Verteilung schwanken zwischen $b_e = 0,420$ und $b_e = 0,449$. Die Intra-Verteilungen zeigen gegenüber den

Inter-Verteilungen größere Schwankungen. Die Mediane der Intra Verteilungen schwanken zwischen $\tilde{a} = 0,071$ und $\tilde{a} = 0,111$. Die Breiten der Intra-Verteilungen schwanken ebenfalls in einem höheren Maße als bei den Inter-Verteilungen zwischen $b_a = 0,171$ und $b_a = 0,229$. Vier der sechs Vergleiche zeigen einen positiven Abstand δ_{100} . Bei den Vergleichen zwischen den Datenbanken 1 und 3 ($\delta_{100} = -0,023$) sowie 1 und 4 ($\delta_{100} = -0,024$) kommt es jedoch zu Überlappungen der Intra- und Inter-Verteilung. Eine hinreichende Diskriminierbarkeit der Druckmuster ist hier nicht sichergestellt. Diese unzureichende Diskriminierbarkeit ist in den entsprechenden Vergleichen an einigen wenigen Ausreißern bei der Intra-Verteilung festzumachen. Bereits durch Wegnahme eines Ausreißers (in diesem Fall Druckmuster #157) verändern sich die Werte entsprechend, wie nachfolgend in Abbildung 45 und Abbildung 46 zu sehen ist. Durch Wegnahme des einzelnen Ausreißers (Musters #157) steigen die Werte des Abstands von $\delta_{100} = -0,023$ auf $\delta_{100} = 0,014$ und von $\delta_{100} = -0,024$ auf $\delta_{100} = 0,016$. Eine hinreichende Diskriminierbarkeit der Druckmuster ist gegeben. Gründe für Ausreißer können bspw. stärkere Verunreinigungen auf den Druckmustern bei der optischen Erfassung sein. Auch Beschädigungen bspw. durch Abrieb wirken sich auf die Diskriminierbarkeit aus. Aus der Gegenüberstellung von sechs Vergleichen (bzw. acht unter Berücksichtigung der zwei durch Wegnahme eines Ausreißers manipulierten Vergleiche) wird geschlossen, dass qualitative Aussagen bzgl. der Methode anhand einer begrenzten Anzahl an Vergleichen getroffen werden können. Prinzipiell zeigt sich, dass die Kennwerte bzgl. der Abstände der Verteilungen δ_{99} sowie δ_{95} relativ stabil bleiben, während δ_{100} erwartungsgemäß stärkeren Schwankungen unterworfen ist. Vor diesem Hintergrund sind die nachfolgenden Ergebnisse zu betrachten. Zwar wird weiterhin ein positiver Wert für den Abstand δ_{100} der Verteilungen gefordert, doch werden die Abstände δ_{99} und δ_{95} dabei stets mit berücksichtigt, da diese einzelne Ausreißer aus der Betrachtung heraus nehmen und allgemeinere Aussagen zulassen.

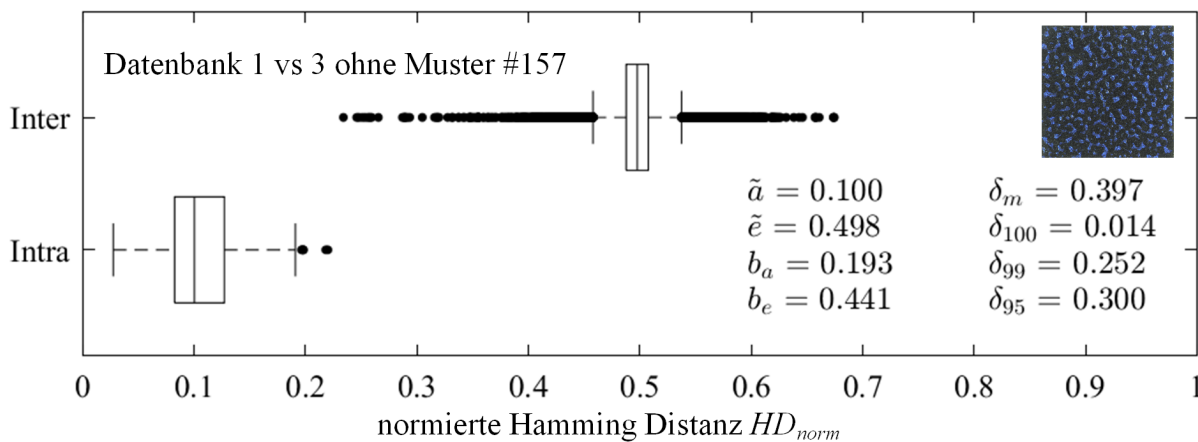


Abbildung 45: Vergleiche der Drip-Off Datenbanken 1 und 3 (oben) ohne das Druckmuster #157 unter Verwendung des Standardparametersatzes

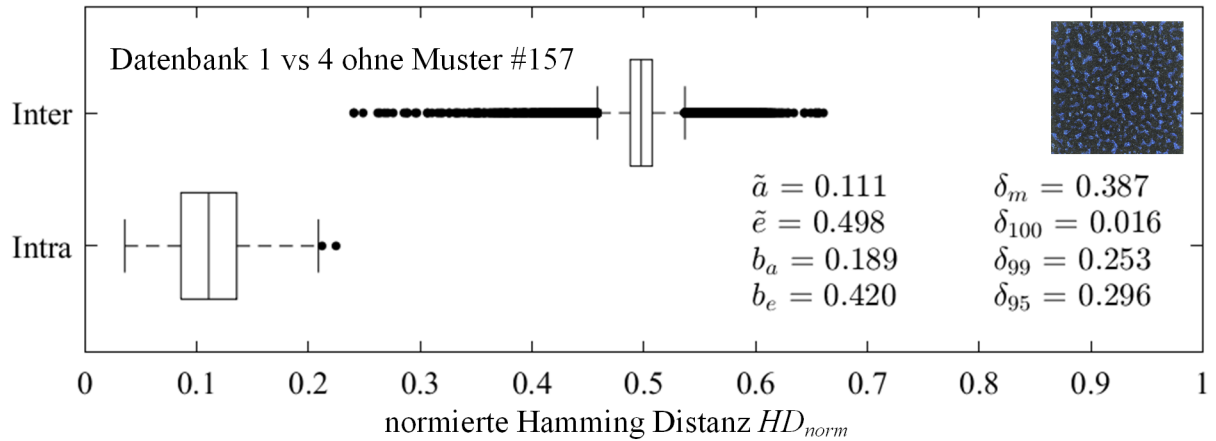


Abbildung 46: Vergleiche der Drip-Off Datenbanken 1 und 4 (oben) ohne das Druckmuster #157 unter Verwendung des Standardparametersatzes

Die exakten Zahlenwerte der Kenngrößen sind im Kontext mit den verwendeten Parametern zu betrachten und können bei Variation von Parametern teilweise beträchtlich schwanken, wie in den folgenden Unterkapiteln dargestellt.

5.4 Einfluss des Schwellwerts bei der Binarisierung

Da die vorgestellte Methode auf dem Vergleich von Binärvektoren aufbaut, wird der Einfluss des Schwellwerts t (siehe Gleichungen 34 und 35) bei der Binarisierung als sehr hoch eingeschätzt. Bei Betrachtung der Grenzwerte wird der Einfluss des Schwellwerts t deutlich. Wird als Schwellwert $t=0$ gesetzt, so ergeben sich Binärvektoren, welche ausschließlich Einträge mit dem Wert „1“ enthalten. Wird die Binarisierung hingegen mit dem Schwellwert $t=1$ durchgeführt, so sind alle Einträge der Binärvektoren gleich „0“. In beiden Fällen ist kein aussagekräftiger Vergleich möglich, die einzelnen Binärvektoren sind identisch und die Druckmuster sind mit der Methode zur Identifikation stochastischer Druckmuster nicht diskriminierbar. Es wird dagegen erwartet, dass die Diskriminierbarkeit maximal wird, sollten die Binärvektoren ein Hamming-Gewicht von $HG = 0,5$ aufweisen, sprich die Binärvektoren zur Hälfte den Wert „1“ enthalten (siehe Abschnitt 4.3). Nachfolgend wird der Einfluss des Schwellwerts t bei der Binarisierung der Merkmalsvektoren auf den Abstand δ_{100} untersucht. Es wird postuliert, dass beim Maximum $\delta_{100,max}$ des Abstands δ_{100} ein optimaler Schwellwert erreicht wird. Zur Untersuchung werden die weiteren Parameter entsprechend dem Standardparametersatz gewählt. Abbildung 47 zeigt den Einfluss des Schwellwerts t für die Druckmuster der Druckmusterart Line Variation. Jeder Datenpunkt entspricht einem Vergleich zwischen zwei Datenbanken mit je 270 Binärvektoren.

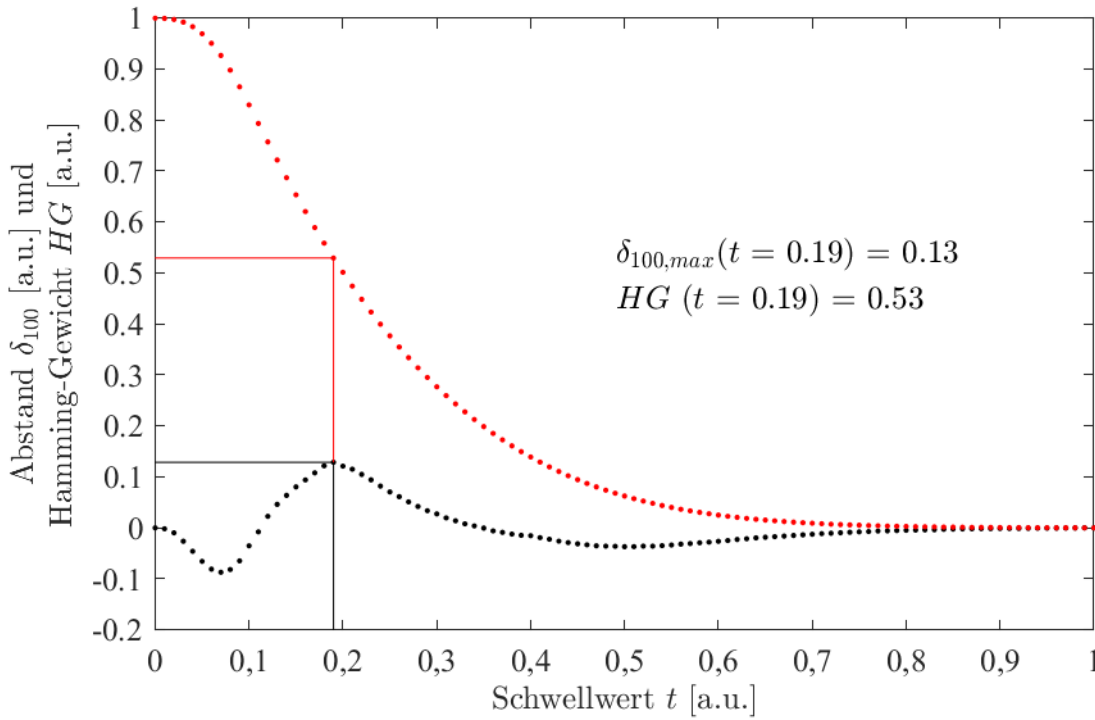


Abbildung 47: Abhängigkeit des Abstands δ_{100} (schwarze Messpunkte) vom Schwellwert t bei der Binarisierung für die Druckmuster der Druckmusterart Line Variation (Herstellungparameter siehe Tabelle 1); in rot eingetragen ist das Hamming-Gewicht HG der Binärvektoren.

Die schwarzen Messpunkte zeigen den Verlauf für den Abstand δ_{100} der Verteilungen. Nach zunächst negativem Abstand δ_{100} der Verteilungen, bei welchen keine hinreichende Diskriminierbarkeit gegeben ist steigen die Werte bis zu einem Maximum an, bevor sie mit weiter ansteigendem Schwellwert t gegen Null laufen. Es ist zu erkennen, dass sich ein deutliches Maximum von $\delta_{100,max} = 0,13$ bei einem Schwellwert von $t_{ideal} = 0,19$ ausbildet. Zusätzlich zu den schwarzen Messpunkten ist in rot das Hamming-Gewicht aufgetragen. Beim Maximum des Abstands δ_{100} lässt sich für den entsprechenden idealen Schwellwert t_{ideal} ein Hamming-Gewicht von $HG(t_{ideal}) = 0,53$ ablesen. Der im Standardparametersatz verwendete Schwellwert weicht mit $t_{50} = 0,20$ nur geringfügig vom idealen Schwellwert t_{ideal} . Es ist jedoch auch zu erkennen, dass in einem Bereich von $t = 0,12 - 0,34$ der Abstand δ_{100} positiv ist.

Abbildung 48 und Abbildung 49 zeigen analog den Einfluss des Schwellwerts t für die Druckmuster der Druckmusterarten Viscous Fingering und Drip-Off. Für Viscous Fingering ergibt sich der maximale Abstand $\delta_{100,max} = 0,16$ bei einem Schwellwert von $t_{ideal} = 0,23$ mit einem Hamming-Gewicht von $HG(t_{ideal}) = 0,52$. Der für den Standardparametersatz berechnete Schwellwert von mit $t_{50} = 0,24$ liegt nahe am idealen Schwellwert t_{ideal} . Positive Abstände δ_{100} sind für Viscous Fingering bei Schwellwerten von $t = 0,17 - 0,33$ erzielbar.

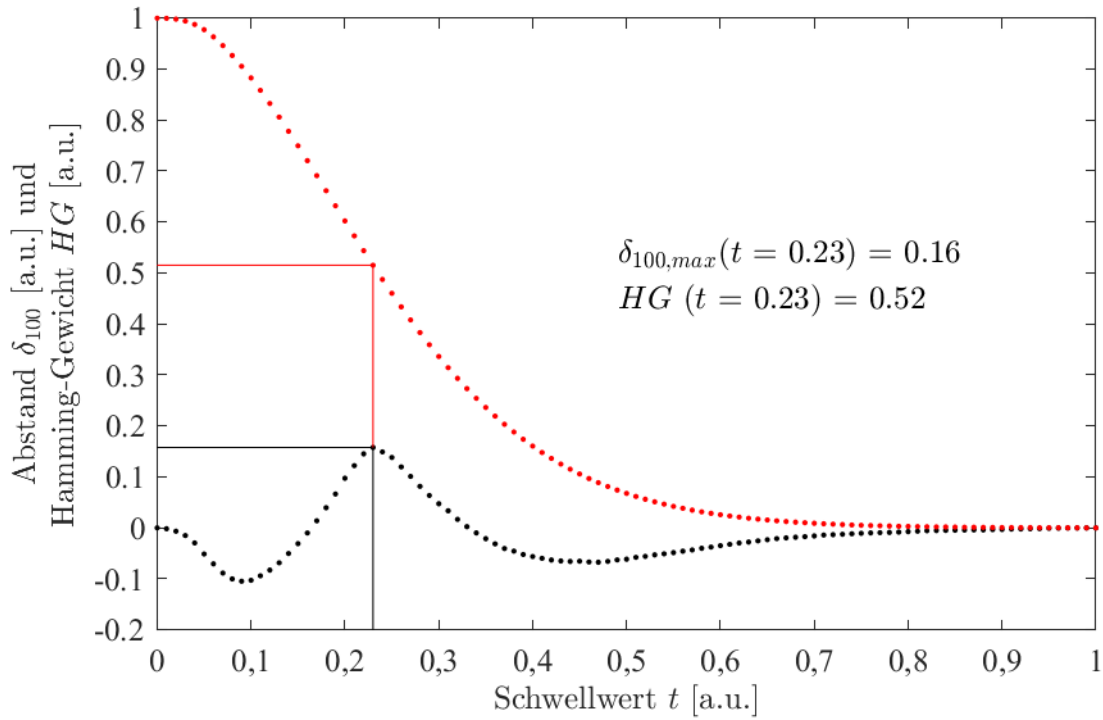


Abbildung 48: Abhängigkeit des Abstands δ_{100} (schwarze Messpunkte) vom Schwellwert t bei der Binarisierung für die Druckmuster der Druckmusterart Viscous Fingering; in rot eingetragen ist das Hamming-Gewicht HG der Binärvektoren

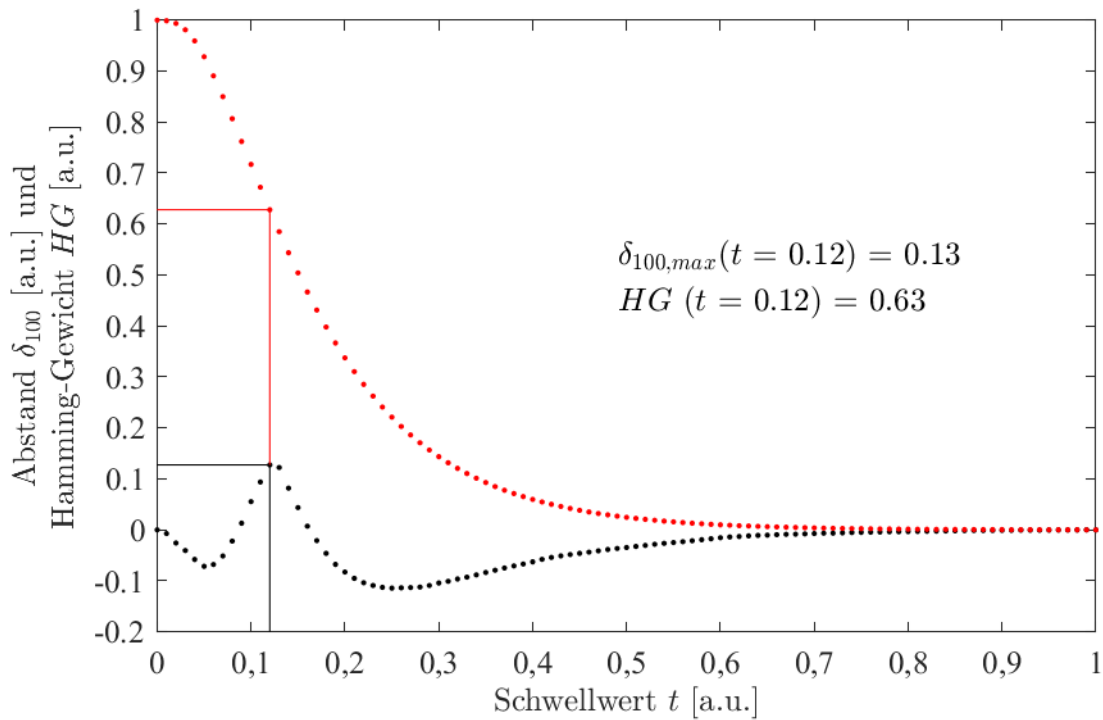


Abbildung 49: Abhängigkeit des Abstands δ_{100} (schwarze Messpunkte) vom Schwellwert t bei der Binarisierung für die Druckmuster der Druckmusterart Drip-Off; in rot eingetragen ist das Hamming-Gewicht HG der Binärvektoren

Der Verlauf des Abstands δ_{100} der Verteilungen über den Schwellwert t für die Drip-Off Druckmuster zeigt ein ähnliches Verhalten wie bei Line Variation und Viscous Fingering, führt jedoch bei Verwendung des idealen Schwellwerts $t_{ideal} = 0,12$ bei einem Abstand $\delta_{100,max} = 0,13$ auf ein Hamming-Gewicht, welches mit $HG(t_{ideal}) = 0,63$ deutlich höher liegt als bei den anderen beiden Druckmusterarten. Der ermittelte Schwellwert für den Standardparametersatz liegt bei $t_{50} = 0,15$. Positive Abstände δ_{100} liegen für Drip-Off in einem Bereich von $t = [0,09 \dots 0,16]$ und somit in einem deutlich engeren Toleranzband als bei Line Variation und Viscous Fingering. Tabelle 3 stellt die Schwellwerte mit den dazugehörigen Hamming-Gewichten gegenüber.

Tabelle 3: Vergleich der Schwellwerte t_{50} und t_{ideal}

Musterart	$t_{50}(HG = 0,5)$	t_{ideal}	$HG(t_{ideal})$	$t (\delta_{100} > 0)$
Line Variation	0,20	0,19	0,53	[0,12 ... 0,34]
Viscous Fingering	0,24	0,23	0,52	[0,17 ... 0,33]
Drip-Off	0,15	0,12	0,63	[0,09 ... 0,16]

Die idealen Schwellwerte t_{ideal} liegen somit für alle drei Druckmusterarten leicht unter den berechneten Schwellwerten t_{50} aus dem Standardparametersatz mit einem Hamming-Gewicht von $HG = 0,5$ als Kriterium (siehe Abschnitt 4.3). Dies kann ein Indiz dafür sein, dass es sich bei den Einträgen der Binärvektoren um echten Zufall handelt. Für die Druckmuster der Druckmusterart Drip-Off ergibt sich das kleinste Prozessfenster für positive Abstände δ_{100} . Aus Gründen der Konsistenz und da die Abweichungen als gering erachtet werden, erfolgen die weiteren Berechnen mit den Schwellwerten für t_{50} aus dem Standardparametersatz.

5.5 Umfang der Datenbanken

Bei dem Versuch, eine Aussage bzgl. der Diskriminierbarkeit von stochastischen Druckmustern zu treffen, kann lediglich eine endliche Anzahl an Druckmustern digitalisiert und verarbeitet werden. Es stellt sich die Frage, welchen Umfang P an Binärvektoren die Datenbanken bei einem Vergleich aufweisen müssen, um belastbare Aussagen zu treffen. Diese Extrapolation der Ergebnisse ist im Hinblick auf die Verwendung der Druckmuster in industriellen Druckprozessen zur Herstellung von Identifikations- oder Sicherheitsmerkmalen von herausragender Bedeutung. Unter Verwendung des Standardparametersatzes wird nun untersucht, wie sich die Anzahl P der Binärvektoren pro Datenbank auf die ermittelten Werte

für die Mediane \tilde{a} und \tilde{e} , die Verteilungsbreiten b_a und b_e sowie die Abstände δ_m , δ_{100} , δ_{99} und δ_{95} der Verteilungen auswirkt und ob die Begrenzung auf 270 Binärvektoren resultierend aus 270 Druckmustern legitim ist. Dafür werden Datenbanken mit steigendem Umfang an Binärvektoren miteinander verglichen. Der Minimalumfang beträgt zehn Binärvektoren und wird mit einer Schrittweite von zehn bis zur maximal verfügbaren Anzahl an Binärvektoren von 270 erhöht (siehe Abschnitt 5.2). Abbildung 50 zeigt den Einfluss des Datenbankumfangs auf die betrachteten Kenngrößen für die Line Variation Druckmuster.

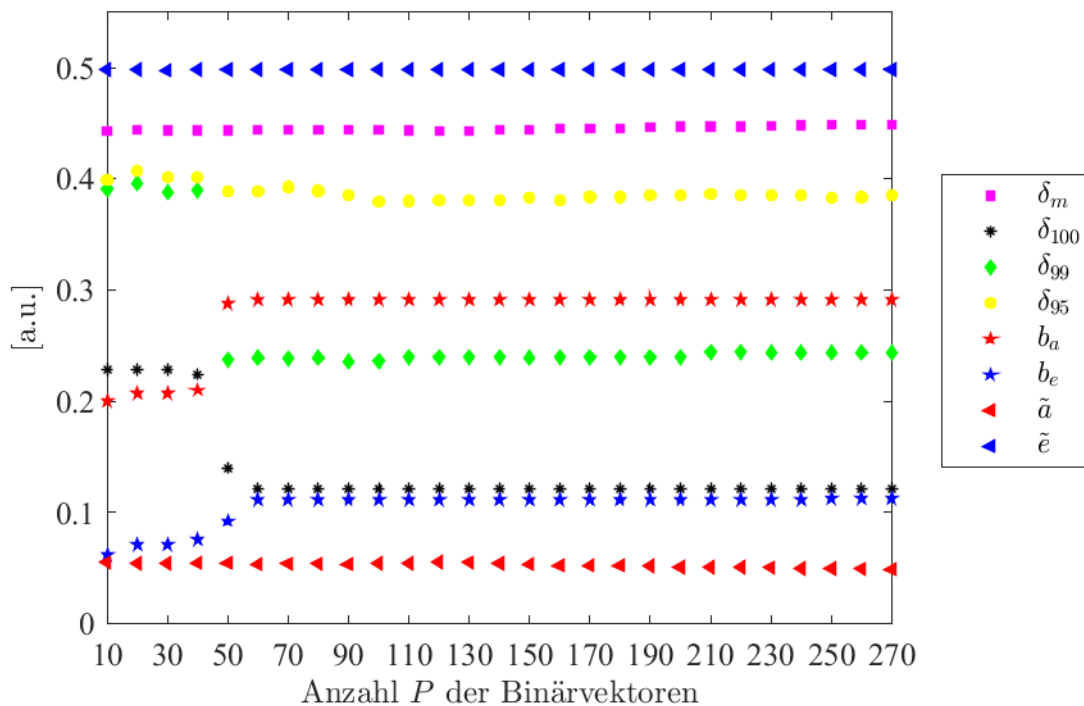


Abbildung 50: Abhängigkeit der Kenngrößen von der Anzahl P der Binärvektoren, welche zum Vergleich der zwei Datenbanken herangezogen werden für die behandelten Line Variation Druckmuster (Herstellungparameter siehe Tabelle 1)

Es ist zu erkennen, dass die Mediane der Intra- und Inter-Verteilung \tilde{a} und \tilde{e} und daraus resultierend auch der Abstand δ_m nahezu konstant sind über die Anzahl der Binärvektoren. Ausreißer bei der Intra- bzw. Interverteilung führen zu sprunghaften Anstiegen der Verteilungsbreiten b_a und b_e . Die Verteilungsbreiten bleiben ab einem Umfang von 50 Binärvektoren konstant. Hieraus ergibt sich, dass der Abstand δ_{100} ebenfalls ab 60 Binärvektoren konstant ist. Dies gibt jedoch lediglich Aufschluss darüber, dass die Ausreißer der Verteilungen in den ersten 59 Binärvektoren enthalten sind und nicht darüber, dass ab 60 Binärvektoren kein Einfluss auf die Kenngrößen vorhanden ist. Die Abstände δ_{99} und δ_{95} der Verteilungen schwanken bevor sich δ_{99} ab einem Datenbankumfang von 210 Binärvektoren

als letzte Kenngröße stabilisiert. Abbildung 51 stellt analog zu Abbildung 50 den Verlauf der Kenngrößen für die Druckmuster der Druckmusterart Viscous Fingering dar.

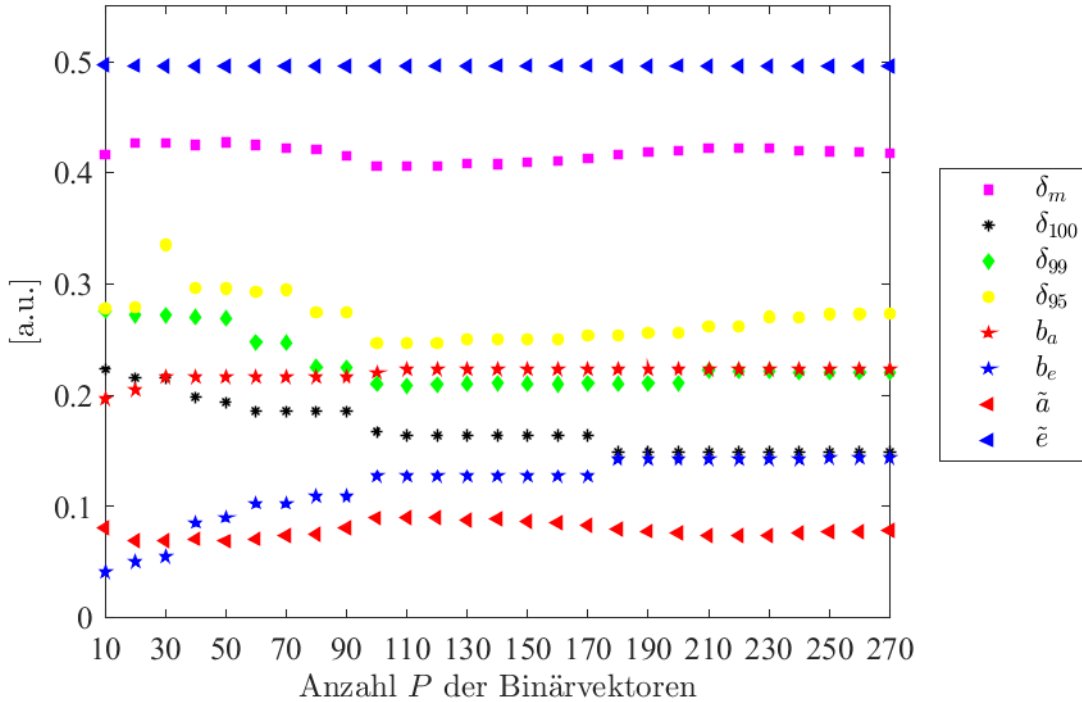


Abbildung 51: Abhängigkeit der Kenngrößen von der Anzahl P der Binärvektoren, welche zum Vergleich der zwei Datenbanken herangezogen werden für die behandelten Viscous Fingering Druckmuster

Für Viscous Fingering ergibt sich gegenüber Line Variation ein anderes Bild bzgl. der Mediane \tilde{a} und \tilde{e} der Verteilungen und deren Abstand δ_m . Während der Median der Inter-Verteilung \tilde{e} wiederholt nahezu konstant ist, schwankt der Median \tilde{a} der Intra-Verteilung und daher auch der Abstand δ_m der Mediane. Ab 180 Binärvektoren sind die Verteilungsbreiten b_a und b_e konstant und somit auch der Abstand δ_{100} der Verteilungen. Das nicht monoton fallende Verhalten des Abstands δ_{95} kann damit begründet werden, dass durch Hinzufügen von Ausreißern (sprich besonders niedrige Interwerte) sich das Intervall der höchsten 95% der Interwerte zu höheren Werten hin verschiebt. Kommen mit steigender Anzahl an Binärvektoren jedoch weitere Ausreißer hinzu, so sinken auch die Abstände δ_{99} und δ_{95} . Bis 250 Binärvektoren ist eine Änderung von δ_{95} zu sehen. Abbildung 52 zeigt abschließend die Ergebnisse für Drip-Off.

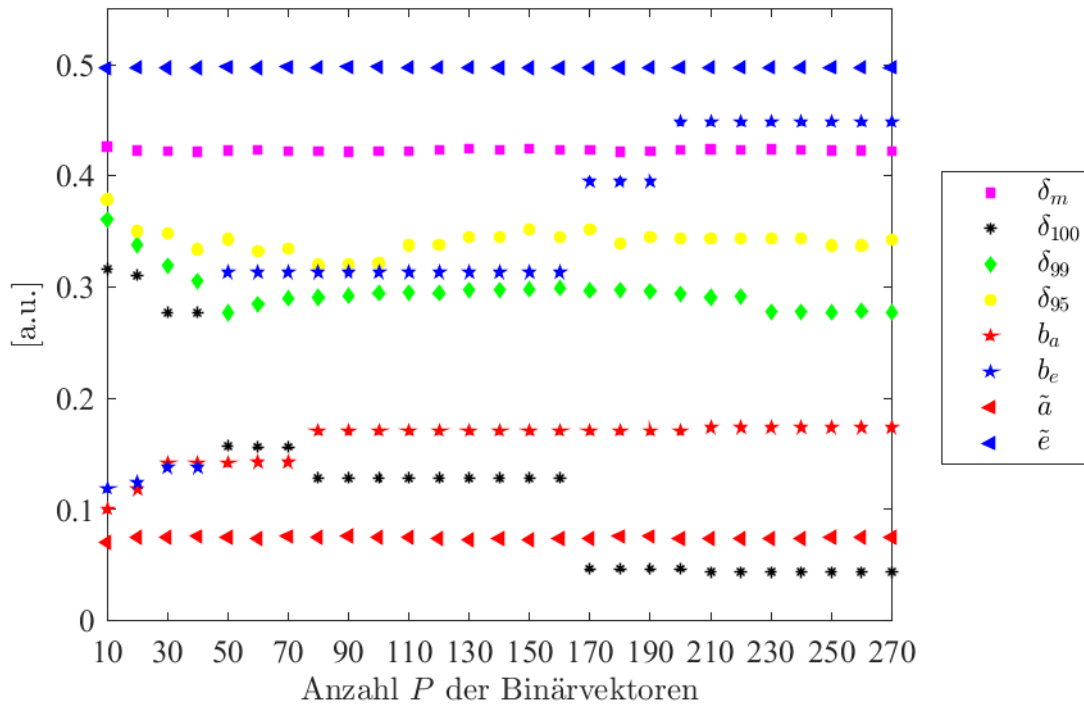


Abbildung 52: Abhängigkeit der Kenngrößen von der Anzahl P der Binärvektoren, welche zum Vergleich der zwei Datenbanken herangezogen werden für die behandelten Drip-Off Druckmuster

Ähnlich wie bei den Line Variation Druckmustern sind auch bei den Drip-Off Druckmustern die Mediane \tilde{a} und \tilde{e} der Verteilungen und deren Abstand δ_m über die Anzahl der Binärvektoren konstant. Es ist deutlich zu erkennen, dass zwischen 40 und 50, sowie zwischen 160 und 170 sowie 190 und 200 Binärvektoren je mindestens ein Ausreißer hinzugefügt werden und großen Einfluss auf den Verlauf insbesondere von Abstand δ_{100} der Verteilungen haben. Dieser Einfluss einzelner Ausreißer ist bereits in Abschnitt 5.3 am Beispiel von Drip-Off behandelt worden. Bis zur maximalen Anzahl von 270 Binärvektoren schwankt der Abstand δ_{95} . Dabei gilt zu beachten, dass Ausreißer bei kleinem Umfang der Datenbanken bei den Kenngrößen δ_m sowie δ_{99} und δ_{95} stärker ins Gewicht fallen als bei großen Datenbanken. Die Kenngrößen b_a und b_e sowie der Abstand δ_{100} reagieren mit gleicher Sensitivität auf Ausreißer unabhängig vom Datenbankumfang. Die Tatsache, dass sich die betrachteten Kenngrößen für alle drei Druckmusterarten weitestgehend stabilisieren kann als Indiz verstanden werden, dass es sich um PUFs handelt.

5.6 Einfluss von Kantenlänge und Auflösung

Um die Methode für den industriellen Einsatz mit einer entsprechend hohen Anzahl an Druckmustern anwenden zu können, ist der erforderliche Speicherbedarf jedes einzelnen Binärvektors, welcher jeweils ein Druckmuster repräsentiert, möglichst gering zu halten. Es stellt sich die Frage, welche Einflussfaktoren den Speicherbedarf beeinflussen und in wieweit sich dieser optimieren lässt. Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wird die Kantenlänge l des Druckmusters als ein Faktor untersucht. Den zweiten Faktor stellt die Auflösung r dar, mit welcher das Druckmuster optisch erfasst wird (siehe Abschnitt 4.2). Diese zwei Faktoren sollen anhand der physischen (Kantenlänge) und der digitalen Größe (Auflösung) der Druckmuster repräsentativ zwei grundsätzliche Herangehensweisen beleuchten. Die Größe eines Druckmusters ist dabei für dessen Integrierbarkeit in ein Identifikations- bzw. Sicherheitsmerkmal von großer Bedeutung, während die Auflösung in der optischen Erfassung ein technologisches und nicht zuletzt monetäres Kriterium darstellt. Dabei werden im Rahmen der Arbeit die untersuchten Druckmuster immer vollständig bei voller Auflösung erfasst. Die Anpassung der Fläche über die Kantenlänge l erfolgt in der Vorverarbeitung (siehe Abschnitt 4.2) über Vorgabe der Schnittkoordinaten P_{crop} . Die Anpassung der Auflösung r erfolgt als letzter Schritt der Vorverarbeitung nach der Anpassung der Fläche und somit unmittelbar vor der Merkmalsextraktion (siehe Abbildung 30). Abbildung 53 zeigt Beispiele für Instanzen desselben Druckmusters, welche mit unterschiedlichen Kantenlängen l und Auflösungen r verarbeitet werden.

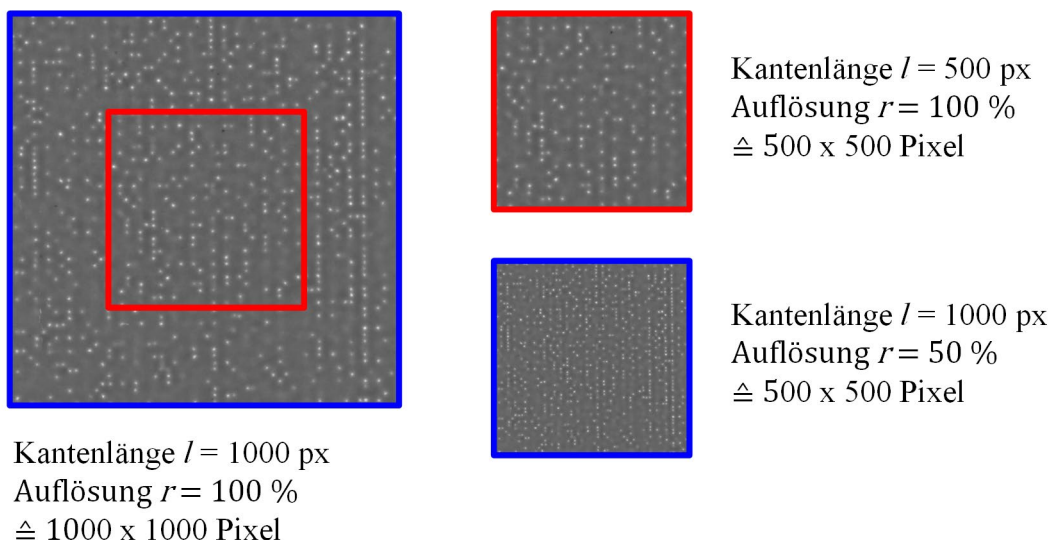


Abbildung 53: Einfluss der Kantenlänge l und der Auflösung r auf die resultierende Instanz $I_{gray,rot,crop}$ am Beispiel dreier Line Variation Instanzen (Herstellungparameter siehe Tabelle 1).

Die große Instanz links zeigt das Resultat der Vorverarbeitung mit den Parametern des Standardparametersatzes. Der rote Rahmen kennzeichnet eine Instanz, welche mit einer Kantenlänge von $l = 500$ px bei einer Auflösung von $r = 100$ % verarbeitet wird. Der blaue Rahmen kennzeichnet eine Instanz, welche mit einer Kantenlänge von $l = 1000$ px und einer Auflösung von $r = 50$ % verarbeitet wird. In beiden Fällen resultiert eine Instanz mit 500×500 Pixel, welche jedoch unterschiedliche Flächen des Druckmusters repräsentieren. Bei Verringerung der Kantenlänge l und Beibehaltung der vollen Auflösung r (siehe rot markierte Instanz) wird ein kleinerer Bereich des Druckmusters untersucht. Die stochastisch wirkenden Strukturen behalten jedoch ihre ursprüngliche Größe (gemessen in Pixel). Bei Verringerung der Auflösung r unter Beibehaltung der vollen Kantenlänge l (siehe blau markierte Instanz) wird die maximale Fläche untersucht, die stochastisch wirkenden Strukturen sind jedoch in ihrer Größe verringert (gemessen in Pixel). Nachfolgend wird der Einfluss der beiden Parameter Kantenlänge l und Auflösung r auf das Verhalten der Methode anhand der vorliegenden Druckmuster der drei Druckmusterarten untersucht. Zunächst wird dabei angenommen, dass eine höhere Kantenlänge l bzw. eine höhere Auflösung r einen höheren Informationsgehalt des Binärvektors bedeutet und sich die Diskriminierbarkeit in Form der Abstände δ_m , δ_{100} , δ_{99} und δ_{95} somit erhöht. Die Darstellungen in Matrixform zeigen die Ergebnisse für die Kenngrößen in Abhängigkeit der beiden Parameter in einem Intervall von $l = 100$ px - 1000 px Kantenlänge bzw. mit einer Auflösung von $r = 10$ % - 100 %. Jeder Datenpunkt entspricht einem Vergleich von zwei Datenbanken mit je 270 Binärvektoren. Der hinterlegte Grauton entspricht dem Wert nach der rechts des Plots angezeigten Skala. Dabei gilt zu beachten, dass Werte $< -0,1$ ohne weitere Abstufung schwarz hinterlegt werden. Die Schriftfarbe wird aufgrund der Lesbarkeit so gewählt, dass Werte über $0,20$ schwarz, unter $0,20$ weiß und Werte unter 0 in orange dargestellt werden und korrespondiert daher nicht exakt mit den eingetragenen Werten. Abbildung 54 zeigt den Abstand δ_{100} für die Druckmuster der Druckmusterart Line Variation. Es ist erkennbar, dass der Abstand δ_{100} bei höheren Kantenlängen l und Auflösungen r positiv ist. Dies bestätigt zunächst die Vermutung, dass ein höherer Informationsgehalt zu einer besseren Diskriminierbarkeit führt. Bereits ab einer Kantenlänge von $l = 400$ px können positive Abstände bei entsprechend hoher Auflösung r erzielt werden. Anders herum reicht bei einer Kantenlänge von $l = 800$ px bereits eine Auflösung von $r = 30$ %. Bei minimaler Kantenlänge l und Auflösung r weisen die Intra- und Inter-Verteilung einen Abstand von $\delta_{100} = -0,89$ auf, sprich eine sehr große Überlappung. Anders als zunächst angenommen finden sich die maximalen Werte nicht bei maximaler Kantenlänge l und voller Auflösung r , sondern bei einer Kantenlänge von $l = 900$ px und einer leicht reduzierten Auflösung von $r = 60-80$ %. Der Abstand der Intra- zur Inter-Verteilung beträgt hier $0,20$. Dieser Effekt zeigt sich auch für die anderen Druckmusterarten.

Abbildung 55 und Abbildung 56 zeigen den Einfluss der Kantenlänge l und der Auflösung r auf die Abstände δ_{99} und δ_{95} .

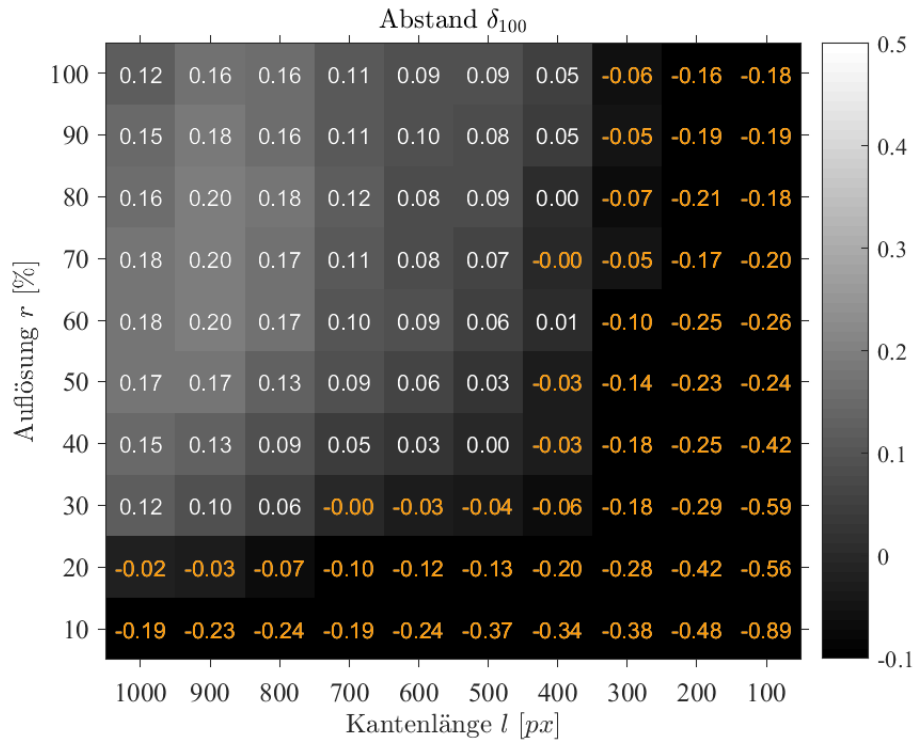


Abbildung 54: Einfluss der Kantenlänge l und der Auflösung r auf den Abstand δ_{100} für die Druckmuster der Druckmusterart Line Variation (Herstellungparameter siehe Tabelle 1)

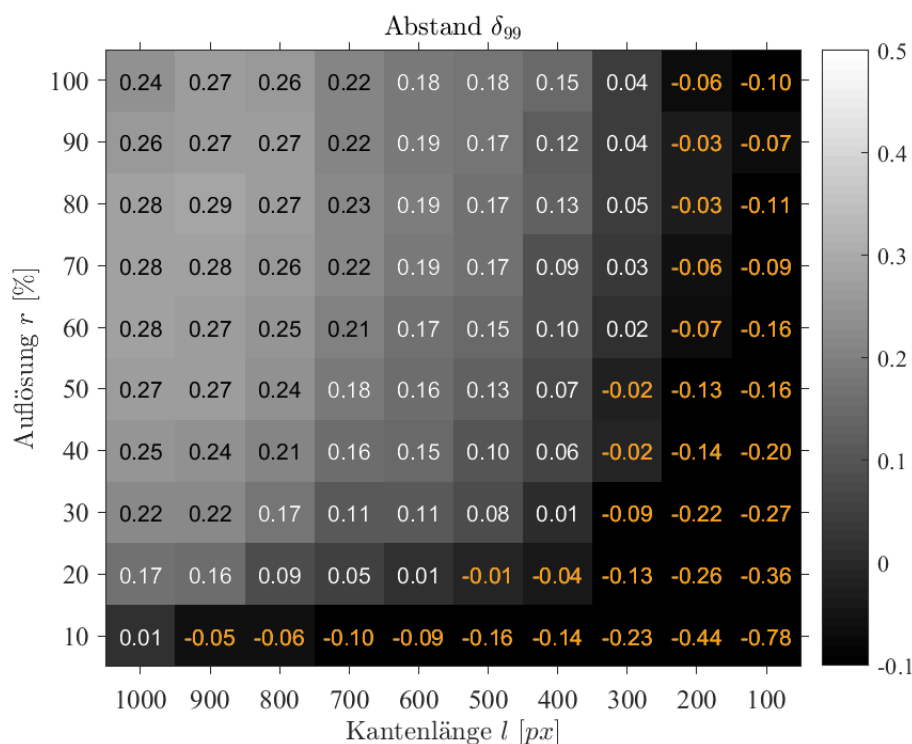


Abbildung 55: Einfluss der Kantenlänge l und der Auflösung r auf den Abstand δ_{99} für die Druckmuster der Druckmusterart Line Variation (Herstellungparameter siehe Tabelle 1)

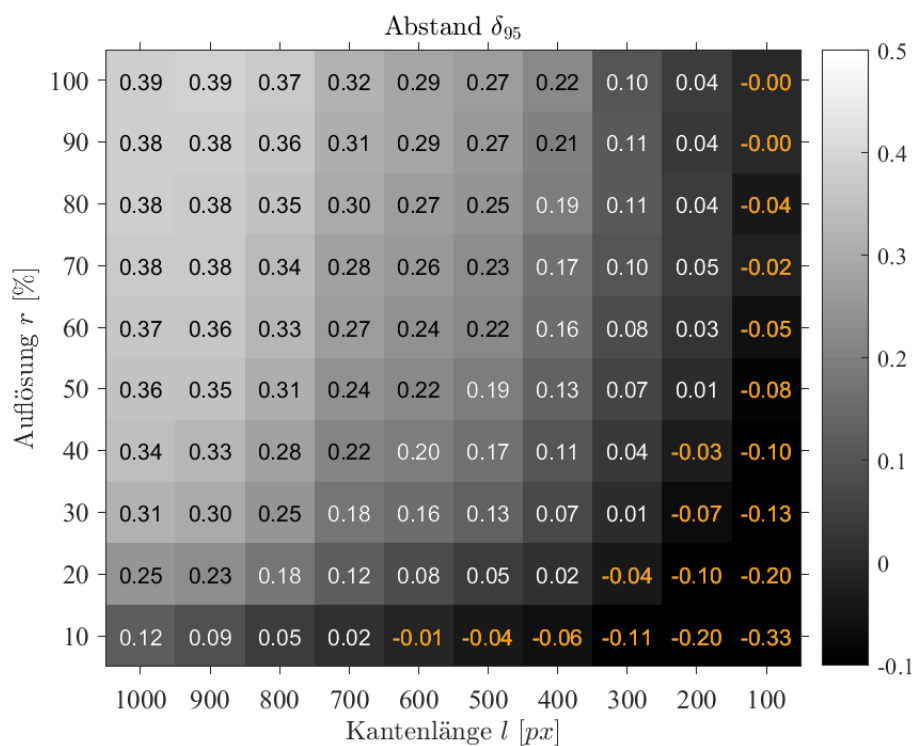


Abbildung 56: Einfluss der Kantenlänge l und der Auflösung r auf den Abstand δ_{95} für die Druckmuster der Druckmusterart Line Variation (Herstellungparameter siehe Tabelle 1)

Die dargestellten Abstände δ_{99} und δ_{95} zeigen ein ähnliches Verhalten, wie bereits für den Abstand δ_{100} in Abbildung 54 beobachtet. Da Ausreißer teilweise aus der Betrachtung genommen werden sind entsprechend geringere Auflösungen und Kantenlängen ausreichend, um positive Abstände zu erzielen. Dabei können bei voller Kantenlänge l die Bilddaten bis auf eine Auflösung von $r = 10\%$ heruntergerechnet werden vor der Merkmalsextraktion und weiterhin einen positiven Abstand δ_{99} bzw. δ_{95} beim Vergleich der Binärvektoren ergeben.

Die Ergebnisse für Viscous Fingering werden in Abbildung 57 bis Abbildung 59 dargestellt. Dabei zeigt sich in Abbildung 57 noch deutlicher als bei den untersuchten Line Variation Druckmustern, dass das Optimum bzgl. des Abstands δ_{100} der Verteilungen nicht bei der maximalen Kantenlänge $l = 1000$ px, sondern in diesem speziellen Fall zwischen $l = 400 - 600$ px liegt. Im Gegensatz zu Line Variation wird dieses bei der maximaler Auflösung von $r = 100\%$ erreicht (siehe Abbildung 57 gegenüber Abbildung 54), wo bei annähernd maximaler Kantenlänge l die Auflösung verringert werden konnte. Bei hohen Auflösungen von $r = 90 - 100\%$ werden bereits ab Kantenlängen von $l = 300$ px Werte von bis zu 0,2 für den Abstands δ_{100} zwischen Intra- und Inter-Verteilung erzielt. Abbildung 58 und Abbildung 59 zeigen den Einfluss von Auflösung und Kantenlänge auf die Abstände δ_{99} und δ_{95} .

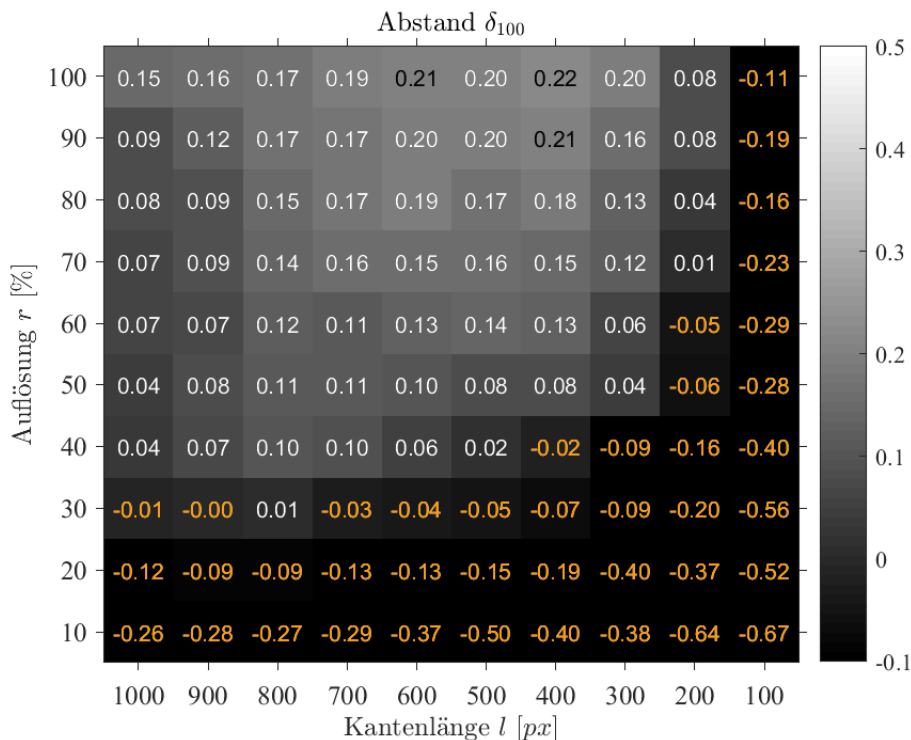


Abbildung 57: Einfluss der Kantenlänge l und der Auflösung r auf den Abstand δ_{100} für die Druckmuster der Druckmusterart Viscous Fingering

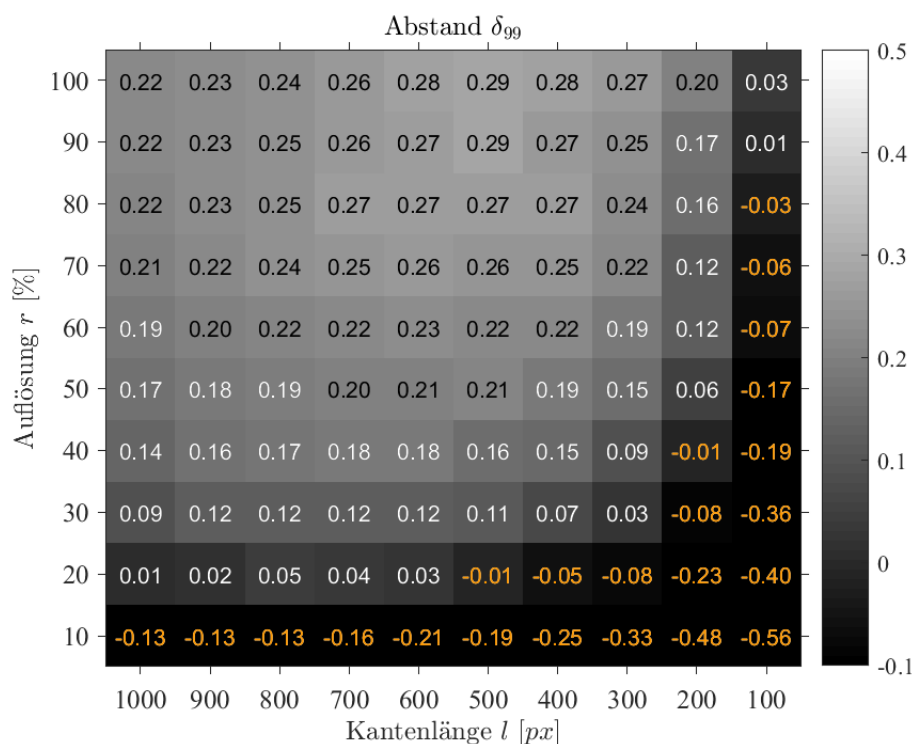


Abbildung 58: Einfluss der Kantenlänge l und der Auflösung r auf den Abstand δ_{99} für die Druckmuster der Druckmusterart Viscous Fingering

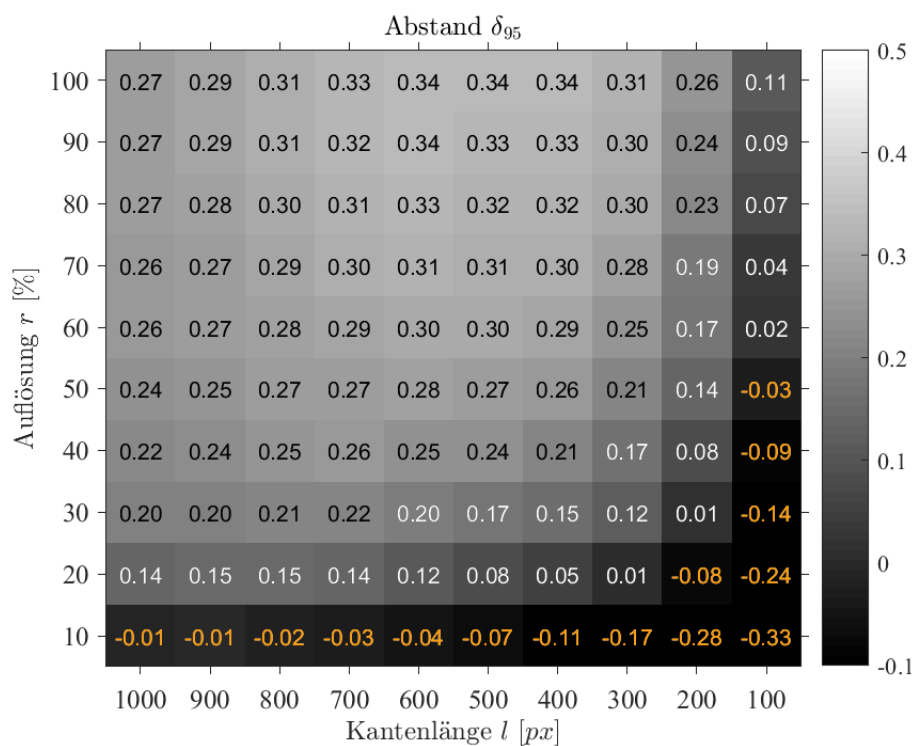


Abbildung 59: Einfluss der Kantenlänge l und der Auflösung r auf den Abstand δ_{95} (unten) für die Druckmuster der Druckmusterart Viscous Fingering

Wie auch für die Druckmuster der Druckmusterart Line Variation bestätigen sich die Ergebnisse bei Betrachtung der Ergebnisse unter Missachtung von Ausreißern. Der Effekt, dass die maximalen Werte nicht bei der maximalen Auflösung von $r = 100\%$ und bei der maximalen Kantenlänge $l = 1000$ px erzielt werden, ist daher nicht auf die Rolle von einzelnen Ausreißern zurückzuführen. Die Maxima für den Abstand δ_{99} finden sich nun bei einer Kantenlänge von $l = 500$ px, bei δ_{95} bei $l = 600$ px. Mit steigender Auflösung verbessern sich die Werte entsprechend.

Analog zu Line Variation und Viscous Fingering zeigen die Abbildung 60 bis Abbildung 62 die Ergebnisse für die untersuchten Drip-Off Druckmuster. Maxima werden wiederholt nicht bei der maximalen Auflösung von $r = 100\%$ erzielt, sondern bei einer Auflösung von $r = 70\%$ und unter Verwendung der maximalen Kantenlänge $l = 1000$ px (siehe Abbildung 60). Unter Vernachlässigung von Ausreißern zeigt sich bei den Abständen δ_{99} und δ_{95} (siehe Abbildung 61 und Abbildung 62), dass sich die Werte verschieben und die besten Ergebnisse bei maximalen Werten für die Kantenlänge l und die Auflösung r erzielt werden.

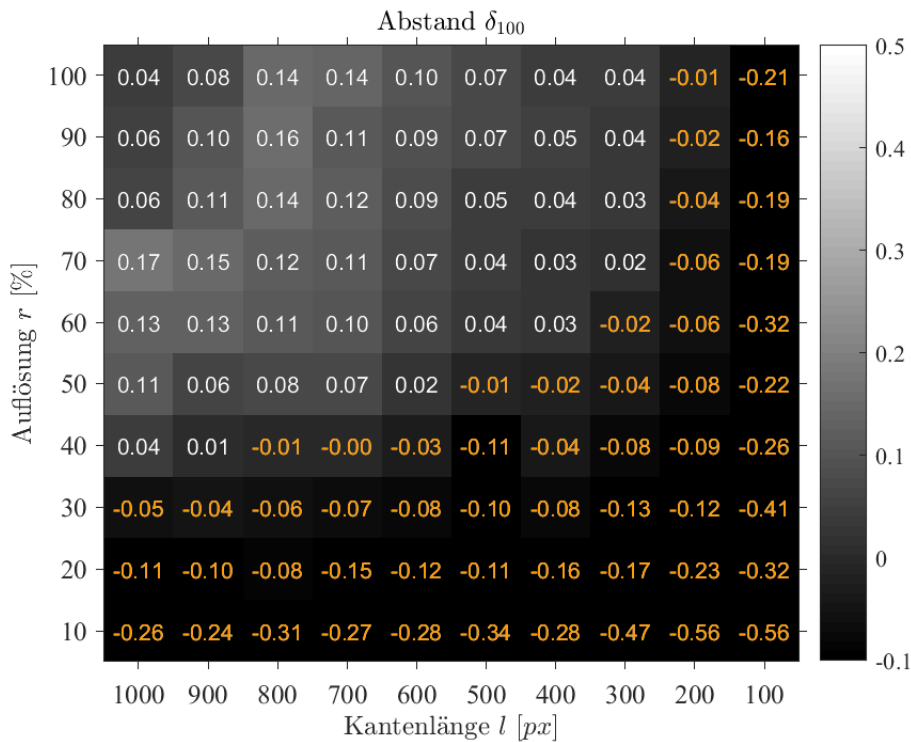


Abbildung 60: Einfluss der Kantenlänge l und der Auflösung r auf den Abstand δ_{100} für die Druckmuster der Druckmusterart Drip-Off

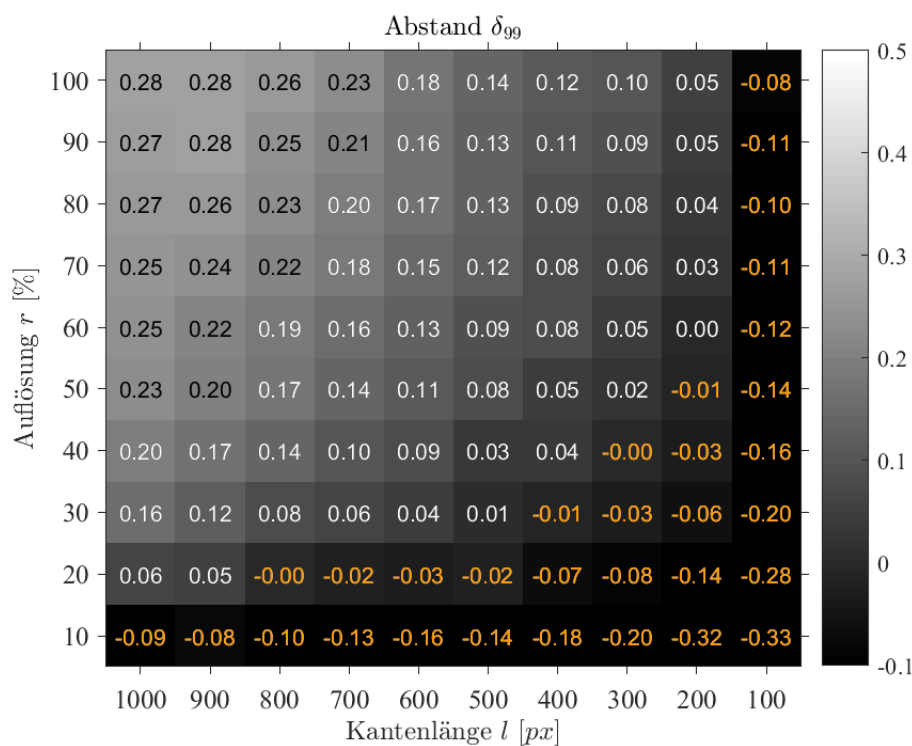


Abbildung 61: Einfluss der Kantenlänge l und der Auflösung r auf den Abstand δ_{99} für die Druckmuster der Druckmusterart Drip-Off

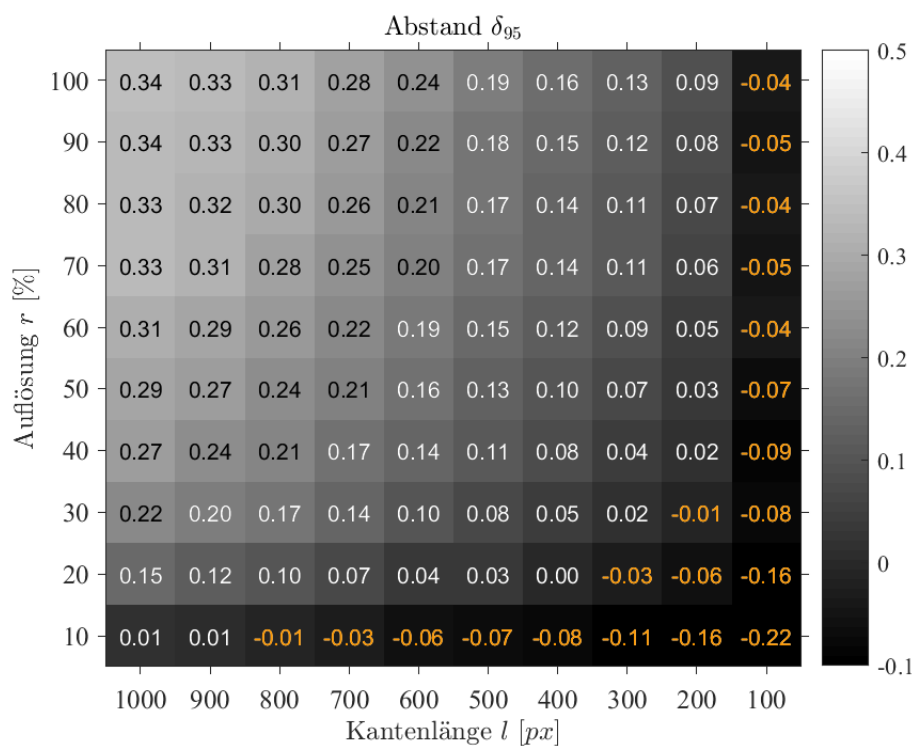


Abbildung 62: Einfluss der Kantenlänge l und der Auflösung r auf den Abstand δ_{95} für die Druckmuster der Druckmusterart Drip-Off

Im Vergleich der drei Druckmusterarten (siehe Tabelle 4) fällt auf, dass das Prozessfenster (gemessen an der Anzahl der Parameterkombinationen) für positive Werte des Abstands δ_{100} bei Viscous Fingering größer ist als bei Line Variation und Drip-Off. Dieser Eindruck bestätigt sich auch bei Betrachtung des Abstands δ_{99} und zeigt damit, dass das größere Prozessfenster nicht alleine auf den Einfluss von Ausreißern zurückzuführen ist. Bei Betrachtung des Abstands δ_{95} nähern sich die Werte an.

Tabelle 4: Parameterraum bei Variation der Auflösung und der Kantenlänge

Druckmusterart	Anzahl der Parameterkombinationen unter Variation von Auflösung und Kantenlänge mit positivem Wert für den Abstand		
	δ_{100}	δ_{99}	δ_{95}
Line Variation	49	67	81
Viscous Fingering	59	79	85
Drip-Off	45	68	80

Eine mögliche Erklärung für das gute Abschneiden der Viscous Fingering Druckmuster liegt in den Strukturen, welche feiner als bei den anderen Druckmusterarten sind. Ein weiteres Indiz hierfür ist die Tatsache, dass die Viscous Fingering Druckmuster im Vergleich bereits bei sehr geringen Kantenlängen l gute Ergebnisse zeigen, die Auflösung r hierfür aber nahe am Maximum sein muss. Dieser Erklärungsansatz ist vor dem Hintergrund der gewählten Wellenlänge λ bei der Gaborfilterung zu sehen, welche im nachfolgenden Unterkapitel behandelt wird. Generell zeigt sich, dass Auflösungen unter $r = 40\%$ und Kantenlängen unter $l = 400$ px nicht für alle Druckmusterarten anzustreben sind. Alle drei Druckmusterarten zeigen ein Optimum bei Parameterkombinationen, welche zu Binärvektoren führen, welche nicht den maximalen Informationsgehalt besitzen. Es besteht zudem eine Überlappung bzgl. der Bereiche, welche für die behandelten Druckmuster aller drei Druckmusterarten geeignet sind (siehe Abbildung 63). Als geeignet gelten Kombinationen aus Kantenlänge l und Auflösung r , bei welchen sich für alle drei Druckmusterarten positive Abstände δ_{100} ergeben. Diese sind in der nachfolgenden Abbildung grün gekennzeichnet. Ist für eine Kombination aus Kantenlänge l und Auflösung r bei mindestens einer der drei Druckmusterarten hingegen der Abstand δ_{100} negativ, so ist die entsprechende Parameterkombination rot gekennzeichnet.

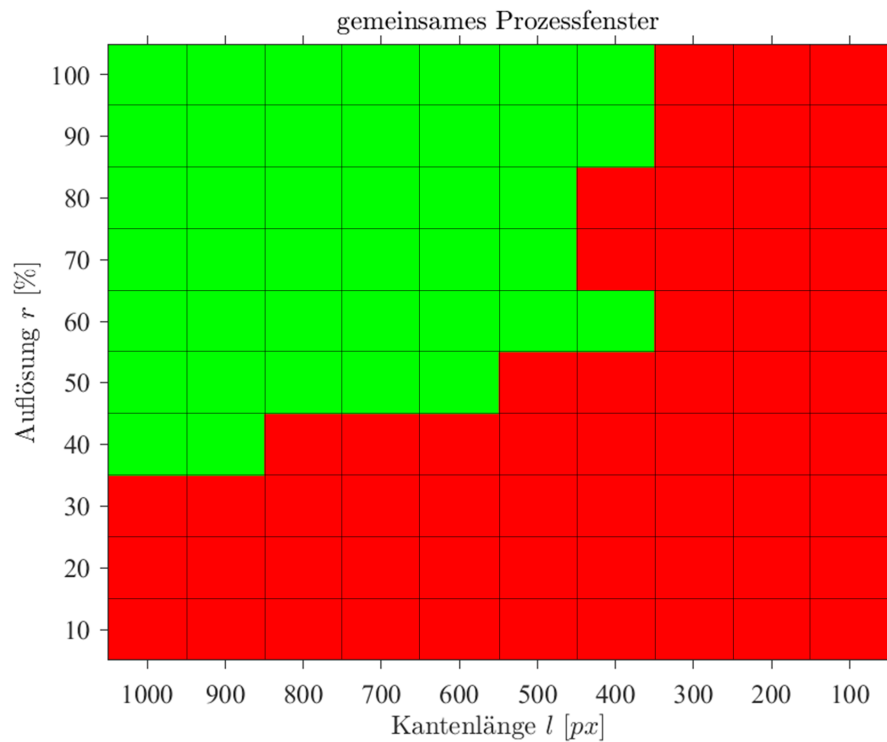


Abbildung 63: Gemeinsames Prozessfenster mit positiven Werten für den Abstand δ_{100} der Verteilungen bei allen drei untersuchten Druckmusterarten unter Variation der Parameter Auflösung und Kantenlänge

Die im Standardparametersatz gewählte Parameterkombination mit einer Kantenlänge von $l = 1000$ px bei einer Auflösung von $r = 100$ % liegt innerhalb des gemeinsamen Prozessfensters, stellt jedoch wie erläutert nicht das Optimum für die einzelnen Druckmusterarten dar.

5.7 Einfluss von Wellenlänge und Orientierung

Nachfolgend wird der Einfluss der Wellenlänge λ und der Orientierung θ auf die betrachteten Kenngrößen für die drei Druckmusterarten untersucht. Dabei wird angenommen, dass die Druckmusterart Drip-Off unempfindlicher gegenüber Änderungen der Orientierung θ bei der Gaborfilterung ist, da die gedruckten Strukturen isotropisch wirken. Die Druckmusterart Viscous Fingering hingegen zeigt eine klare Anisotropie, sodass angenommen wird, dass hier die Orientierung θ den größten Einfluss auf die Kenngrößen hat. Bzgl. der Wellenlänge λ wird angenommen, dass die Druckmusterart Line Variation empfindlicher als die beiden anderen Druckmusterarten ist, da hier die Strukturgrößen nicht variieren und durch das Gitter vorgegeben werden. Viscous Fingering und Drip-Off zeigen im Gegensatz dazu Strukturen, welche in ihrer Größe variieren und dadurch auf unterschiedliche Wellenlängen λ in der

Filterung ansprechen. Die nachfolgenden Abbildungen tragen in der gleichen Darstellungsform wie beim Vergleich von Auflösung und Kantenlänge die Wellenlänge λ und die Orientierung θ bei der Gaborfilterung auf. Dabei wird die Wellenlänge λ zwischen 10 px/cycle und 200 px/cycle mit einer Schrittweite von 10 px/cycle variiert. Die Orientierung θ wird zwischen 0° und 180° mit einer Schrittweite von 15° variiert.

Abbildung 65 und Abbildung 66 zeigen die Ergebnisse für die Abstände δ_{100} und δ_{99} für die Druckmusterart Line Variation. Dabei fällt zunächst auf, dass unter 0° und 180° die identischen Werte für die Abstände zwischen Intra- und Inter-Verteilung erreicht werden. Gleichzeitig ist zu erkennen, dass numerisch keine Symmetrie um 90° vorhanden ist, die Darstellungen jedoch qualitativ symmetrisch wirken. Die Gaborfilterung liefert periodische Ergebnisse mit einer Periode von 180° . Auffällig ist, dass unter 90° Orientierung keine und unter 0° nur ein minimal positiver Wert für den Abstand δ_{100} vorkommen. Eine hinreichende Diskriminierbarkeit ist somit unabhängig von der Wellenlänge λ der Gaborfilterung unter 0° und 90° Orientierung nicht gegeben. Die Werte bei einer Orientierung $\theta = 0^\circ$ und $\theta = 90^\circ$ unterscheiden sich insbesondere in einem Wellenlängenbereich, in welchem unter anderen Orientierungen eine Diskriminierbarkeit erreicht wird. Die unterschiedlichen Resultate unter $\theta = 0^\circ$ und $\theta = 90^\circ$ sind ein Indiz für eine Abhängigkeit der stochastischen Strukturen von der Druckrichtung. Diese ist auch makroskopisch in den Druckmustern aufgrund teilweise vorkommender sogenannter White Lines zu erkennen (siehe Abbildung 64).

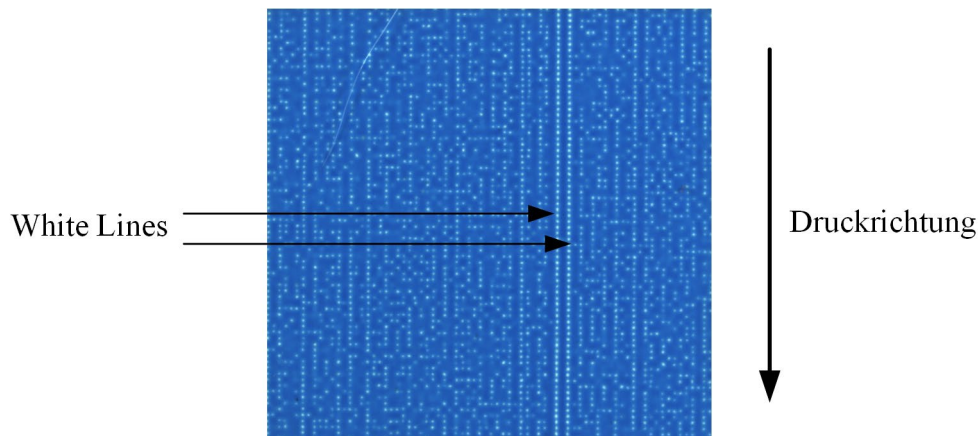


Abbildung 64: Line Variation Druckmuster mit zwei White Lines durch verstopfte Inkjetdüsen

Diese sind das Ergebnis verstopfter Düsen im Inkjetdruck, durch welche kein Fluid auf das Substrat übertragen werden kann. Es entstehen unbedruckte und daher weiße Linien. Der Abstand δ_{100} wird in einem Wellenlängenbereich von $\lambda = 20 - 70$ px/cycle positiv. Die maximale Wellenlänge λ , unter welcher die Methode für die Druckmusterart Line Variation hinreichende Diskriminierbarkeit ergibt beträgt $\lambda = 70$ px/cycle unter einer Orientierung von

$\theta = 45^\circ$ und $\theta = 135^\circ$. Der maximale Abstand $\delta_{100,max} = 0,15$ wird bei einer Wellenlänge von $\lambda = 20$ px/cycle und einer Orientierung von $\theta = 135^\circ$ erreicht. Die Wellenlänge λ des Optimums entspricht somit der gewählten Wellenlänge λ im Standardparametersatz. Die Ergebnisse für den Abstand δ_{99} (siehe Abbildung 66) bestätigen die Tendenzen des Abstands δ_{100} . Auffällig ist jedoch, dass die höchsten Werte bei $\theta = 0^\circ$ bzw. $\theta = 180^\circ$ liegen.

Abbildung 67 und Abbildung 68 zeigen den Einfluss der Wellenlänge λ und der Orientierung θ bei der Merkmalsextraktion bei der Druckmusterart Viscous Fingering auf die Abstände δ_{100} und δ_{99} . Ebenso wie bei Line Variation ist die Periodizität anhand der identischen Werte für $\theta = 0^\circ$ und $\theta = 180^\circ$ zu erkennen. Wie eingangs des Abschnitts vermutet, ist eine Richtungsabhängigkeit in der Form zu sehen, dass unter $\theta = 0^\circ$ bzw. $\theta = 180^\circ$ deutlich geringere und ausschließlich negative Werte für den Abstand δ_{100} auftreten. Anders als bei Line Variation sind bis zu einer Wellenlänge von $\lambda = 140$ px/cycle positive Abstände δ_{100} erzielbar. Je grober die Gaborfilterung (sprich je größer die Wellenlänge λ), desto geringer fallen die Abstände jedoch aus. Große Abstände mit $\delta_{100} > 0,15$ werden in einem breiten Bereich zwischen $\lambda = 20$ px/cycle und $\lambda = 80$ px/cycle erreicht. Die Ergebnisse für den Abstand δ_{99} bestätigen die Ergebnisse des Abstands δ_{100} und zeigen ein entsprechend größeres Prozessfenster unter Vernachlässigung von Ausreißern auf.

Abbildung 69 und Abbildung 70 zeigen den Einfluss der Wellenlänge λ und der Orientierung θ bei der Merkmalsextraktion für die Druckmusterart Drip-Off auf die Abstände δ_{100} und δ_{99} . Während bei Line Variation unter $\lambda = 90^\circ$ und bei Viscous Fingering unter $\lambda = 0^\circ$ keine positiven Ergebnisse erzielt werden ergibt sich bei Drip-Off ein heterogenes Bild. So werden unter einer Wellenlänge von $\lambda = 60$ px/cycle für jede Orientierung θ positive Abstände δ_{100} erzielt. Die im Standardparametersatz gewählte Kombination aus einer Wellenlänge von $\lambda = 20$ px/cycle und einer Orientierung von $\theta = 45^\circ$ ergibt einen Abstand $\delta_{100} = 0,04$. Bereits die nächstgrößere untersuchte Wellenlänge von $\lambda = 30$ px/cycle liefert jedoch einen deutlich größeren Wert von $\delta_{100} = 0,13$. Die in Abschnitt 5.3 diskutierte Rolle von Ausreißern bei Verwendung des Standardparametersatzes kann daher durch Anpassung der Wellenlänge λ für die Druckmusterart Drip-Off deutlich verringert werden. Die in Abbildung 70 dargestellten Werte für den Abstand δ_{99} zeigen erneut die Bedeutung von Ausreißern auf die Druckmusterart Drip-Off. Der Bereich positiver Abstände wird im Vergleich zu δ_{100} deutlich vergrößert.

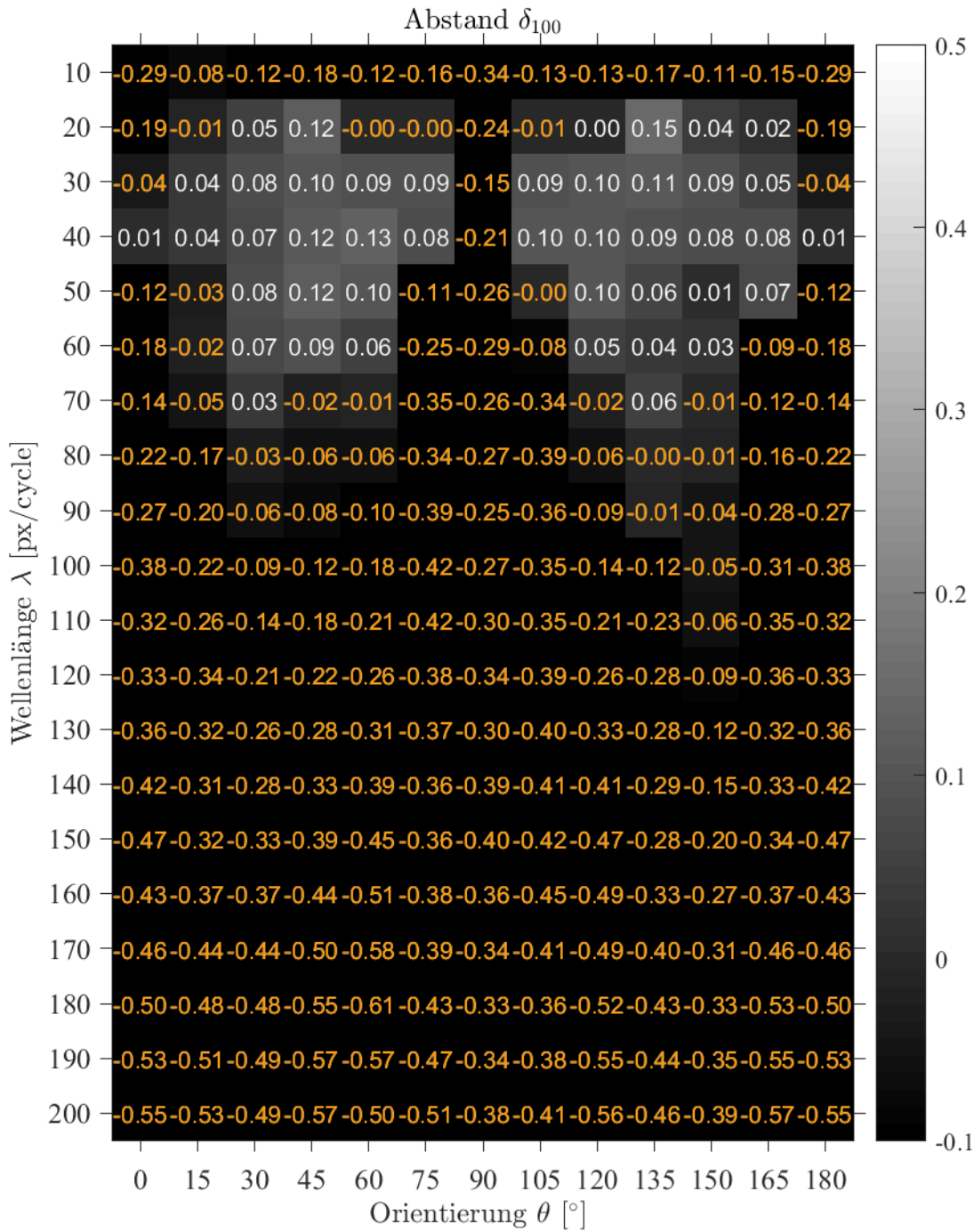


Abbildung 65: Einfluss der Wellenlänge λ und der Orientierung θ bei der Gaborfilterung auf den Abstand δ_{100} für die Druckmusterart Line Variation (Herstellungparameter siehe Tabelle 1)

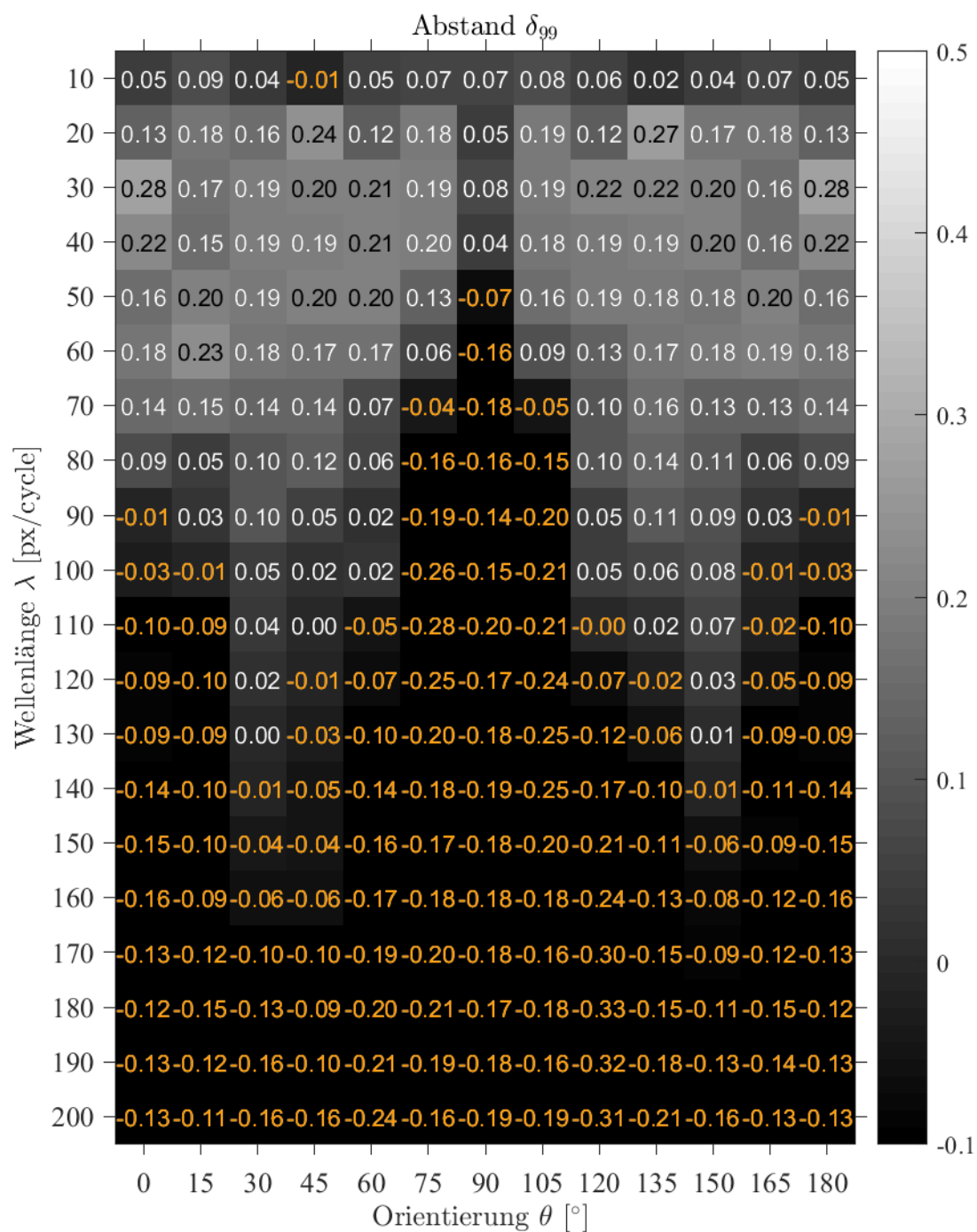


Abbildung 66: Einfluss der Wellenlänge λ und der Orientierung θ bei der Gaborfilterung auf den Abstand δ_{99} für die Druckmusterart Line Variation (Herstellungparameter siehe Tabelle 1)

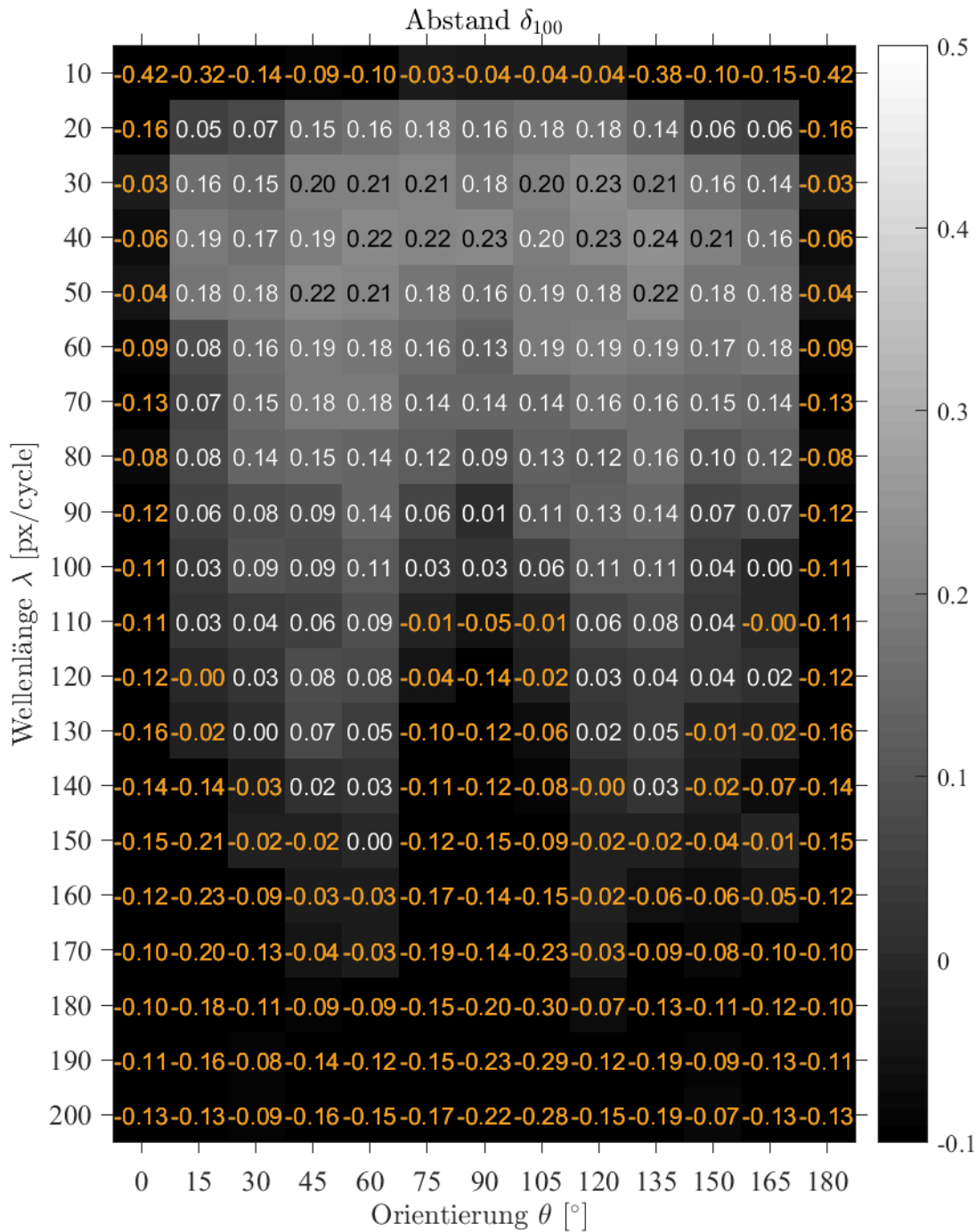


Abbildung 67: Einfluss der Wellenlänge λ und der Orientierung θ bei der Gaborfilterung auf den Abstand δ_{100} für die Druckmusterart Viscous Fingering

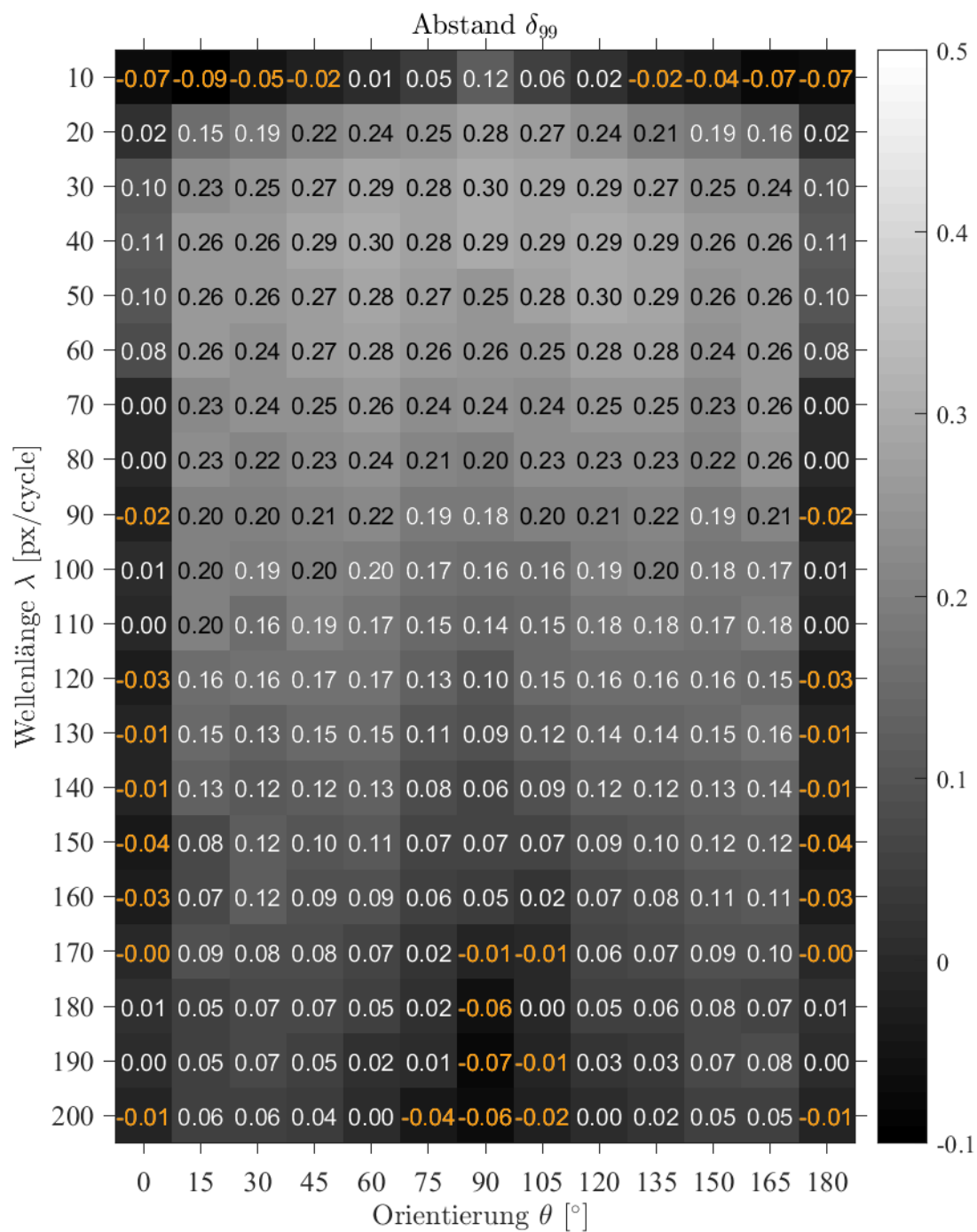


Abbildung 68: Einfluss der Wellenlänge λ und der Orientierung θ bei der Gaborfilterung auf den Abstand δ_{99} für die Druckmusterart Viscous Fingering

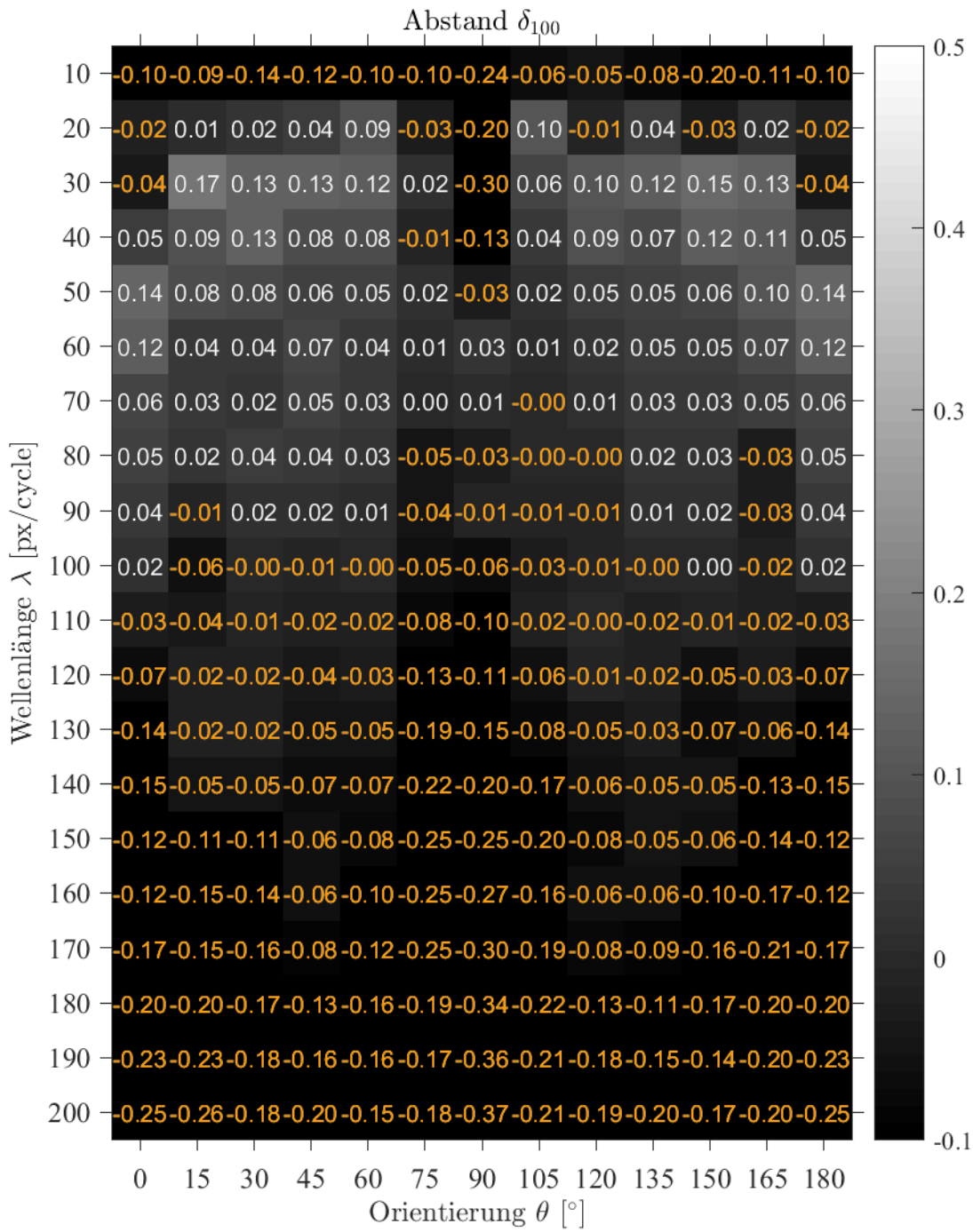


Abbildung 69: Einfluss der Wellenlänge λ und der Orientierung θ bei der Gaborfilterung auf den Abstand δ_{100} für die Druckmusterart Drip-Off

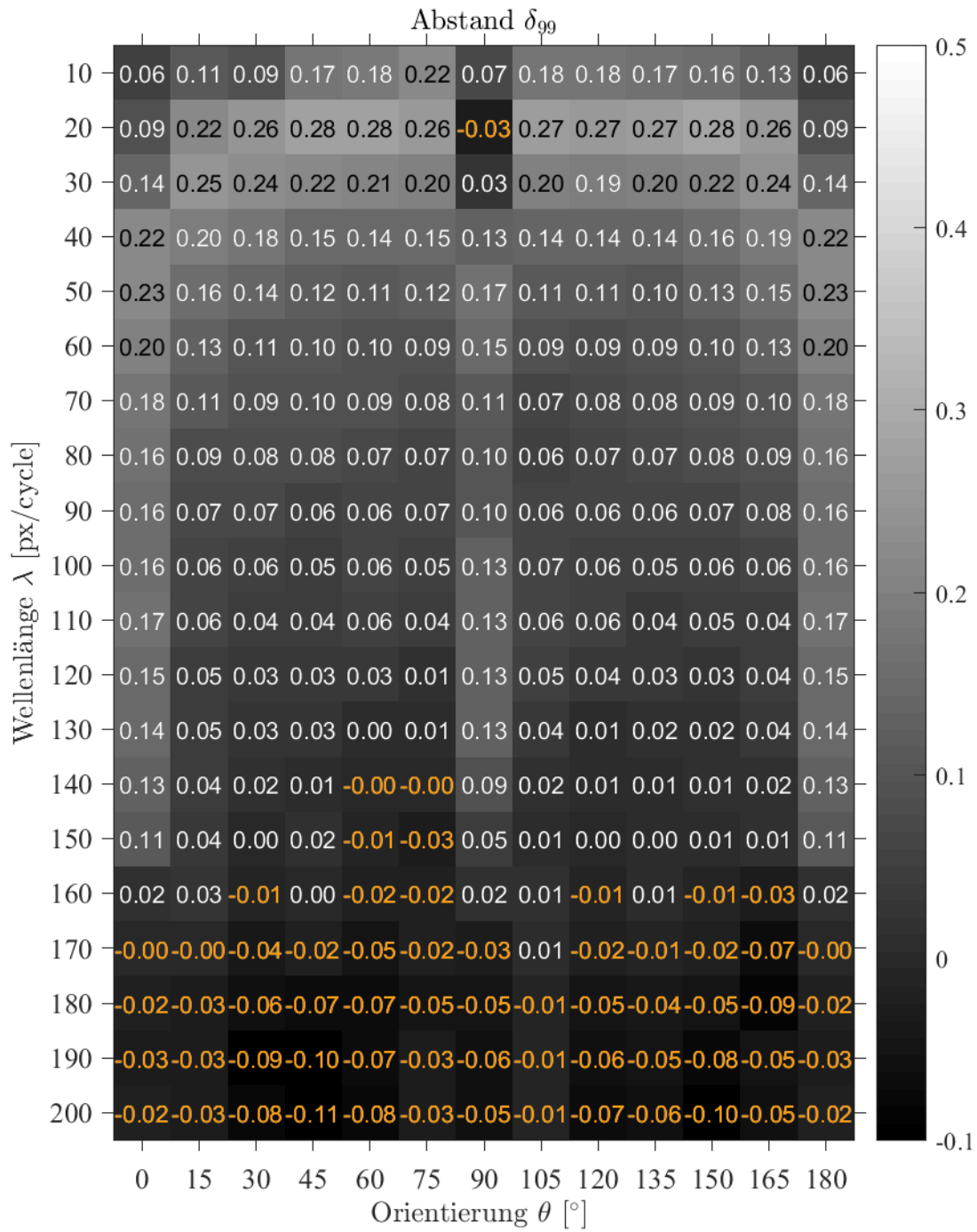


Abbildung 70: Einfluss der Wellenlänge λ und der Orientierung θ bei der Gaborfilterung auf den Abstand δ_{99} für die Druckmusterart Drip-Off

Im Vergleich der drei Druckmusterarten (siehe Tabelle 5) fällt auf, dass das Prozessfenster (gemessen an der Anzahl der Parameterkombinationen) für positive Werte des Abstands δ_{100} bei Viscous Fingering erneut größer ist als bei Line Variation und Drip-Off (siehe Tabelle 4). Lediglich unter $\theta = 0^\circ$ sind die Abstände δ_{100} deutlich geringer. Dies deckt sich jedoch mit der zu Beginn getroffenen Annahme, dass Viscous Fingering aufgrund der Anisotropie eine Abhängigkeit von der Orientierung θ bei der Merkmalsextraktion aufweist. Die Finger, welche in unterschiedlichen Größenordnungen vorkommen erlauben eine robuste Diskriminierbarkeit über ein breites Wellenlängenintervall.

Tabelle 5: Parameterraum bei Variation der Wellenlänge λ sowie der Orientierung θ bei der Gaborfilterung

	Anzahl der Parameterkombinationen mit positivem Wert für den Abstand		
Musterart	δ_{100}	δ_{99}	δ_{95} (nicht gezeigt)
Line Variation	22	115	215
Viscous Fingering	119	217	260
Drip-Off	81	194	249

Der Abstand zwischen den Druckmusterarten Viscous Fingering und Line Variation ist deutlich größer als bei der Untersuchung des Prozessfensters in Abhängigkeit von der Auflösung und der Kantenlänge (119 gegenüber 22 möglichen Parameterkombinationen). Line Variation Druckmuster zeigen sich deutlich sensitiver für die Parameter der Merkmalsextraktion als die beiden anderen Druckmusterarten, das Prozessfenster ist entsprechend klein. Analog zur Untersuchung des Einflusses von Auflösung und Kantenlänge besteht auch bei der Variation der Wellenlänge λ und der Orientierung θ eine Überlappung bzgl. der Bereiche, welche für alle drei Druckmusterarten geeignet sind (siehe Abbildung 71). Als geeignet gelten Kombinationen bzgl. der Wellenlänge λ und der Orientierung θ , bei welchen sich für alle drei Druckmusterarten positive Abstände δ_{100} ergeben. Diese sind in der nachfolgenden Abbildung grün gekennzeichnet. Ist für eine der Kombinationen von Wellenlänge λ und Orientierung θ bei mindestens einer der drei Druckmusterarten hingegen der Abstand δ_{100} negativ, so ist die entsprechende Parameterkombination rot gekennzeichnet. Die im Standardparametersatz gewählte Parameterkombination mit einer Orientierung von $\theta = 45^\circ$ bei einer Wellenlänge von $\lambda = 20$ px/cycle liegt innerhalb des gemeinsamen Prozessfensters. Dies geht bereits aus der Darstellung der drei Vergleiche unter Verwendung des Standardparametersatzes (siehe Abbildung 42) hervor.

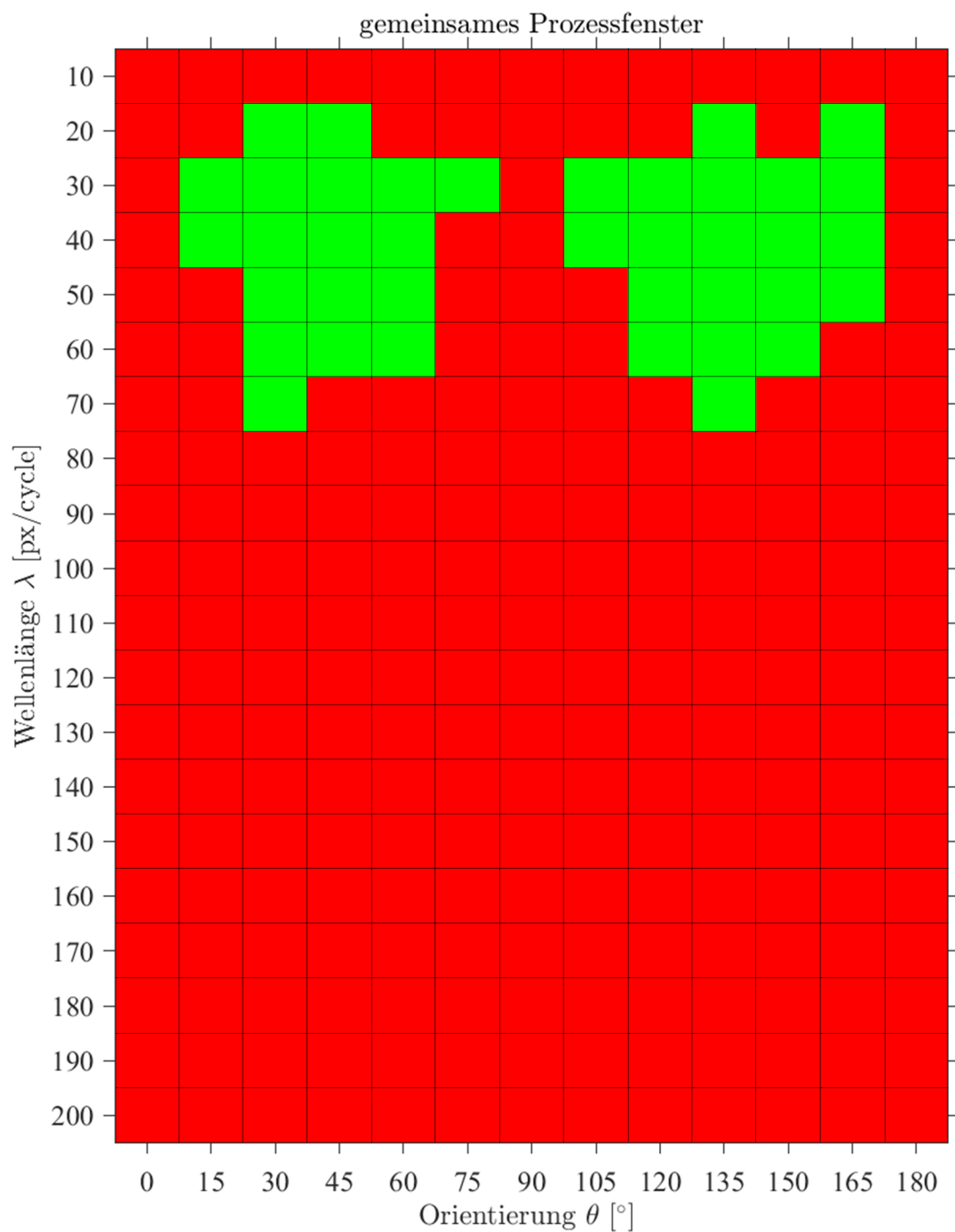


Abbildung 71: Gemeinsames Prozessfenster der drei Druckmusterarten Line Variation, Viscous Fingering und Drip-Off mit positiven Werten für den Abstand δ_{100} unter Variation der Wellenlänge λ und der Orientierung θ der Gaborfilterung

5.8 Angepasste Parametersätze

Aus den Erkenntnissen der vorangegangenen Unterkapitel wird musterspezifisch ein Parametersatz erstellt. Es soll untersucht werden, inwieweit sich die Ergebnisse unter Verwendung des Standardparametersatzes optimieren lassen, ohne alle Parameter vollfaktoriell zu untersuchen. Dabei werden die optimalen Parameter bzgl. des Schwellwerts t , der Auflösung r , der Kantenlänge l , der Wellenlänge λ und der Orientierung θ gemäß den Ergebnissen aus den vorangegangenen Abschnitten gewählt und zu angepassten Parametersätzen spezifisch für jede der drei Druckmusterarten vknüpft (siehe Tabelle 6).

Tabelle 6: Angepasste Parametersätze für die drei Druckmusterarten Line Variation (LV), Viscous Fingering (VF) und Drip-Off (DO)

Parameter	Optimierter Wert LV / VF / DO
Kantenlänge l der Instanz	900 px / 400 px / 1000 px
Auflösung r der Instanz	70 % / 100 % / 70 %
Schwellwert t_{ideal}	0,19 / 0,23 / 0,12
Anzahl P der Binärvektoren pro Datenbank	270
Wellenlänge λ des Gaborfilters	20 px/cycle / 40px/cycle / 20 px/cycle
Orientierung θ des Gaborfilters	45° / 60° / 45°

Mit den angegebenen Parametern werden Vergleiche berechnet und nachfolgend in Abbildung 72 dargestellt. Bei allen drei Vergleichen verschiebt sich die Inter-Verteilung hin zu niedrigeren Werten, der Median \tilde{e} liegt um ca. 0,1 niedriger als beim Vergleich mittels Standardparametersatz. Gleichzeitig verschieben sich auch die Intra-Verteilungen. Zudem nehmen die Breiten b_e der Inter-Verteilungen sowohl bei Line Variation als auch bei Viscous Fingering zu, während sie bei Drip-Off abnimmt. Es ergeben sich niedrigere Abstände δ_{100} für die Druckmusterarten Line Variation und Viscous Fingering (von $\delta_{100} = 0,121$ mit Standardparametersatz auf $\delta_{100} = 0,092$ bzw. von $\delta_{100} = 0,149$ mit Standardparametersatz auf $\delta_{100} = 0,050$), während sich das Resultat bei Drip-Off von $\delta_{100} = 0,044$ mit Standardparametersatz auf $\delta_{100} = 0,058$ leicht verbessert.

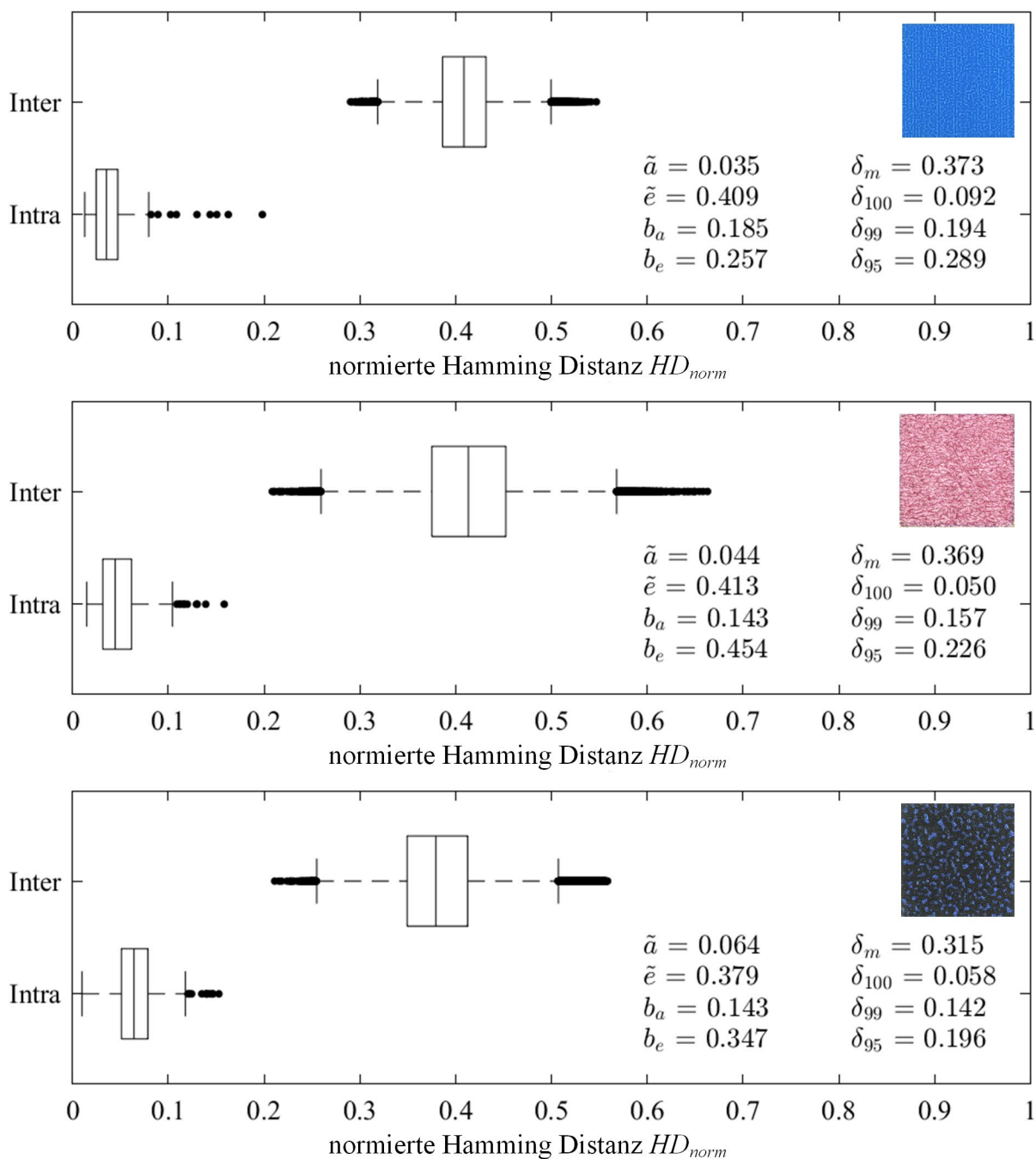


Abbildung 72: Vergleich der verwendeten Druckmuster der drei Druckmusterarten Line Variation (Herstellungsparameter siehe Tabelle 1), Viscous Fingering und Drip-Off unter Verwendung des angepassten Standardparametersatzes

Tabelle 7 zeigt die Kennwerte im Vergleich zur Berechnung mittels Standardparametersatz. Dabei fällt zunächst auf, dass die zuvor sehr gut diskriminierbare Druckmusterart Viscous Fingering deutlich geringere Werte für den Abstand δ_{100} der Verteilungen liefert. Ebenso

verschlechtert sich die Diskriminierbarkeit bei der Druckmusterart Line Variation. In beiden Fällen sinkt der Median \tilde{e} der Inter-Verteilung und die Breite b_e nimmt deutlich zu.

Tabelle 7: Vergleich der Kennwerte für die Druckmusterarten Line Variation (LV), Viscous Fingering (VF) und Drip-Off (DO) zwischen der Berechnung mit Standardparametersatz und den angepassten Parametersätzen

	Vergleich mit Standardparametersatz (siehe Abbildung 42)							
	δ_{100}	δ_{99}	δ_{95}	δ_m	\tilde{a}	\tilde{e}	b_a	b_e
LV	0,121	0,244	0,385	0,449	0,049	0,498	0,292	0,113
VF	0,149	0,221	0,273	0,418	0,079	0,496	0,224	0,144
DO	0,044	0,277	0,343	0,422	0,075	0,498	0,174	0,449
	Vergleich mit angepassten Parametersätzen (siehe Abbildung 72)							
	δ_{100}	δ_{99}	δ_{95}	δ_m	\tilde{a}	\tilde{e}	b_a	b_e
LV	0,092	0,194	0,289	0,373	0,035	0,409	0,185	0,257
VF	0,050	0,157	0,226	0,369	0,044	0,413	0,143	0,454
DO	0,058	0,142	0,196	0,315	0,064	0,379	0,143	0,347

Es zeigt sich, dass die Kombination von optimalen Werten für einzelne Parameter nicht auf einen optimalen Parametersatz führen, da die einzelnen Parameter voneinander abhängen. Die angepassten Parametersätze sind keine optimalen Parametersätze. Es ist ersichtlich, dass bspw. die Wellenlänge bei der Merkmalsextraktion mittels Gaborfilterung und die Kantenlänge bzw. die Auflösung nicht unabhängig voneinander optimiert werden können um ein globales Optimum zu finden.

5.9 Fazit der Validierung

Aufbauend auf dem Standardprozess und Standardparametersatz wurde gezeigt, dass die Methode hinreichende Diskriminierbarkeit für die verwendeten Druckmuster der drei

vorgestellten Druckmusterarten liefert. Die Ergebnisse der Methode sind reproduzierbar und zeigen bereits ab einer vergleichsweise geringen Druckmusteranzahl robuste Ergebnisse in Bezug auf die untersuchten Kenngrößen. Die über ein Hamming-Gewicht $HG = 0,5$ ermittelten Schwellwerte t_{50} liegen dabei nah an den idealen Schwellwerten t_{ideal} und liefern so ein Indiz, dass die Binärvektoren echte Stochastik zeigen. Eine Prüfung der Stochastik der Binärvektoren ist mit den 16 Tests des National Institute of Standards and Technology (NIST) möglich (Barker 2000), welche für die Prüfung von Zufallszahlen für kryptografische Anwendungen entwickelt sind. Diese Prüfung wurde im Rahmen der vorliegenden Arbeit nicht durchgeführt. Auffällig bei der Untersuchung des Einflusses der Auflösung r und der Kantenlänge l ist die Tatsache, dass sich die robusteste Diskriminierbarkeit nicht zwangsläufig bei den Maxima der einzelnen Parameter ($r = 100\%$ und $l = 1000\text{ px}$) einstellt. Durch Untersuchung des Einflusses der Wellenlänge λ und der Orientierung θ bei der Merkmalsextraktion konnte gezeigt werden, dass sich die Prozessfenster für die unterschiedlichen Druckmusterarten teils deutlich in ihrer Größe unterscheiden. Dennoch gibt es ebenso wie bei der Betrachtung von Auflösung und Fläche einen Bereich, welcher für alle Druckmusterarten zu positiven Abständen δ_{100} führt und daher eine Diskriminierbarkeit der Druckmuster erlaubt. Abschließend wurden die drei Druckmusterarten mit den aus den Unterkapiteln ermittelten optimalen Parametern untersucht. Es zeigte sich, dass die Parameter nicht einzeln optimiert werden können. Die Abstände δ_{100} und δ_{99} der Verteilungen liefern bei den gezeigten Untersuchungen belastbare Ergebnisse und vermitteln einen guten Eindruck bzgl. der Ausprägungen der Verteilungen mit und ohne Ausreißer. Es zeigt sich jedoch, dass der Abstand δ_{95} der Verteilungen weder zu einer besseren Differenzierbarkeit von geeigneten Parameterkombinationen beiträgt noch eine Aussage darüber liefert, welche Druckmusterart besonders gut geeignet ist.

6. Diskussion

Aufbauend auf den Ergebnissen aus Kapitel 5 werden nachfolgend Aspekte mit praktischer Relevanz für den Einsatz der vorgestellten Druckmuster als Teil eines Identifikations- bzw. Sicherheitsmerkmals diskutiert. Es stellt sich die Frage, in wieweit die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit verallgemeinert und auf verwandte Fragestellungen übertragen werden können.

6.1 Übertragbarkeit der Methode auf andere Messsysteme

Zur Validierung der Methode zur Identifikation stochastischer Druckmuster wird als zweites Kamerasystem ein USB-Mikroskop von Dino-Lite mit der Typenbezeichnung AM7115MZT eingesetzt (Dino-Lite 2018). Die Bildgröße liegt ebenso wie bei dem Inspektorenkit (siehe Abschnitt 5.2) bei 2592 x 1944 Pixel, die Auflösung beträgt aufgrund eines anderen Arbeitsabstands rund 2820 dpi. Nachfolgende Abbildung 73 zeigt das USB-Mikroskop, welches mit acht zirkular um die Optik angebrachten LEDs ausgestattet ist.



Abbildung 73: USB-Mikroskop Dino-Lite Edge

Das Kamerasystem USB-Mikroskop wird über USB mittels *MATLAB* angesteuert. Im Gegensatz zum Inspektorenkit ist keine Konfiguration erforderlich. Die Aufnahmen werden als 8 bit PNG ausgegeben. Im Gegensatz zum Inspektorenkit können Parameter wie die Belichtungszeit und die Empfindlichkeit nicht über die Schnittstelle in *MATLAB* eingestellt

werden. Stattdessen bestimmt die Firmware des USB-Mikroskops die Aufnahmeparameter. Zur Prüfung der Übertragbarkeit der Methode auf das zweite Messsystem werden 30 Druckmuster je Druckmusterart mit dem USB-Mikroskop optisch erfasst und unter Verwendung des Standardparametersatzes Datenbanken mit 30 Binärvektoren miteinander verglichen, analog zum Vorgehen in Abschnitt 5.2. Die Bilddaten werden somit identisch behandelt, obwohl eine andere Auflösung von 2820 dpi (gegenüber 3353 dpi beim Inspektorenkit) vorliegt. Durch die geringere Auflösung wird somit ein größerer Bereich des Druckmusters untersucht. Die erfassten Bilddaten sind zudem deutlich dunkler und weisen eine inhomogenere Ausleuchtung (siehe Abbildung 74 rechts) im Vergleich mit den Bilddaten auf, welche mittels Inspektorenkit (siehe Abschnitt 5.2) gewonnen werden.

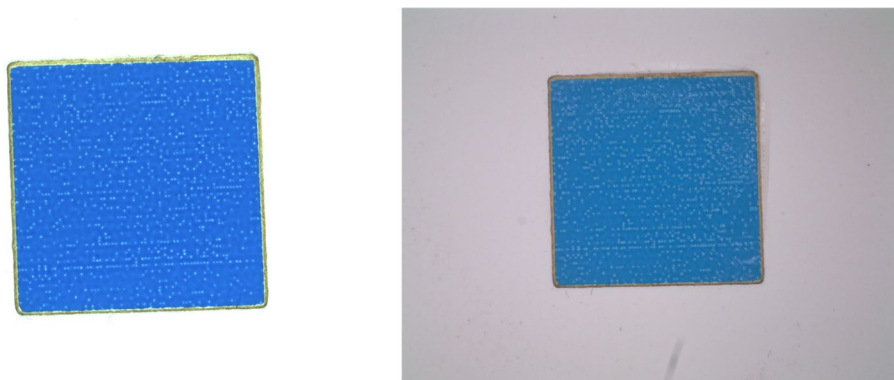


Abbildung 74: Aufnahmen des gleichen Line Variation Druckmusters mit dem Inspektorenkit (links) und dem USB-Mikroskop (rechts)

Beide betrachteten Systeme arbeiten mit Auflicht, zeigen jedoch insbesondere bei der Druckmusterart Drip-Off abweichende Ergebnisse in den Bilddaten. Gründe hierfür sind die verwendeten Effektpigmente und die variablen Schichtdicken innerhalb der Druckmuster. Dabei ist festzuhalten, dass die Dino-Lite Edge über einen eingebauten Polfilter verfügt, welcher auf die Extremstellung „+“ eingestellt ist um Reflexionen der nahe an der optischen Achse verbauten LEDs zu verringern. Die so mit dem USB-Mikroskop erfassten Bilddaten werden verarbeitet und verglichen (siehe Abbildung 75). Der automatisch ermittelte Schwellwert t_{50} bei der Binarisierung der unterscheidet sich zum Standardparametersatz geringfügig. Dies kann damit begründet werden, dass die Automatik des USB-Mikroskops die Einstellung der Belichtungszeit übernimmt und aus dunkleren Bilddaten unterschiedliche normierte Spaltenvektore $V_{\lambda, \theta, norm}$ resultieren, welche über den automatisch ermittelten Schwellwert binarisiert werden. Die Schwellwerte betragen $t_{50} = 0,23$ für Line Variation (vorher $t_{50} = 0,20$), $t_{50} = 0,24$ für Viscous Fingering (vorher $t_{50} = 0,24$) und $t_{50} = 0,14$ für Drip-Off (vorher $t_{50} = 0,15$). In Tabelle 8 werden die Kenngrößen, welche sich aus den Vergleichen mit Standardparametersatz für die beiden Messsysteme ergeben, gegenübergestellt.

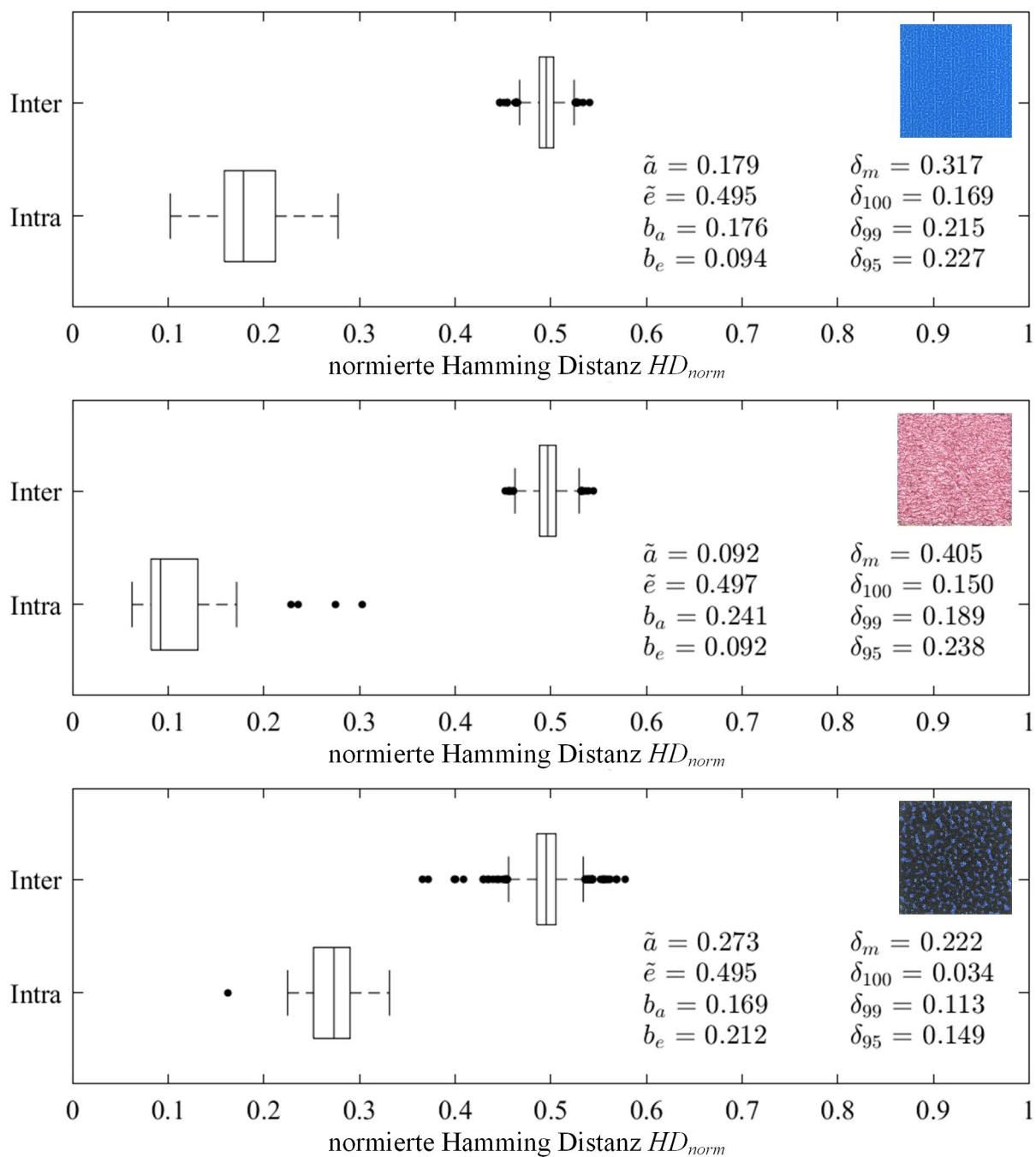


Abbildung 75: Vergleich der verwendeten Druckmuster der drei Druckmusterarten Line Variation (Herstellungsparameter siehe Tabelle 1), Viscous Fingering und Drip-Off nach Erfassung durch das USB-Mikroskop Dino-Lite Edge unter Verwendung von 30 Druckmustern und des Standardparametersatzes (mit Ausnahme der Anzahl P der Druckmuster) aus Abschnitt 5.2

Tabelle 8: Vergleich der Kennwerte für Line Variation (LV), Viscous Fingering (VF) und Drip-Off (DO) bei der Digitalisierung mit dem Inspektorenkit und dem USB-Mikroskop

	Standardparametersatz mit Inspektorenkit (siehe Abbildung 42)							
	δ_{100}	δ_{99}	δ_{95}	δ_m	\tilde{a}	\tilde{e}	b_a	b_e
LV	0,121	0,244	0,385	0,449	0,049	0,498	0,292	0,113
VF	0,149	0,221	0,273	0,418	0,079	0,496	0,224	0,144
DO	0,044	0,277	0,343	0,422	0,075	0,498	0,174	0,449
	Standardparametersatz mit USB-Mikroskop Dino-Lite Edge (siehe Abbildung 75)							
	δ_{100}	δ_{99}	δ_{95}	δ_m	\tilde{a}	\tilde{e}	b_a	b_e
LV	0,169	0,215	0,227	0,317	0,179	0,495	0,176	0,094
VF	0,150	0,189	0,238	0,405	0,092	0,497	0,241	0,092
DO	0,034	0,113	0,149	0,222	0,273	0,495	0,169	0,212

Es ergeben sich unter Verwendung des USB-Mikroskops für alle drei Druckmusterarten positive Werte für den Abstand δ_{100} zwischen Intra- und Inter-Verteilung. Es fällt auf, dass der Abstand δ_{100} für Viscous Fingering und Drip-Off dabei nahe an den entsprechenden Werten unter Verwendung des Inspektorenkits ist. Bei Drip-Off zeigt sich, dass die Intra-Verteilung deutlich höhere Werte aufweist. So rückt der Median der Intra-Verteilung von $\tilde{a} = 0,075$ auf $\tilde{a} = 0,273$. Da die Inter-Verteilung jedoch deutlich schmaler bei annähernd identischem Median ausfällt, ist eine Diskriminierbarkeit dennoch gegeben. Der Abstand δ_{100} für Line Variation steigt an, obwohl der Abstand δ_m der Mediane deutlich abnimmt (von $\delta_m = 0,449$ auf $\delta_m = 0,317$). Gleichzeitig sinkt die Breite b_a der Intra-Verteilung von $b_a = 0,292$ auf $b_a = 0,176$ deutlich. Das USB-Mikroskop liegt mit 2820 dpi bei rund 84 % der Auflösung des Inspektorenkits. Das sich trotz geringerer Auflösung die Werte teilweise verbessern, deckt sich mit den Erkenntnissen aus Abschnitt 5.6, wonach teilweise unterhalb der maximalen Auflösung optimale Ergebnisse erzielt werden.

Es ist festzuhalten, dass auch unter Verwendung eines anderen Messsystems die Druckmuster der drei Druckmusterarten (auf Basis von 30 Druckmustern) diskriminierbar sind. Ob diese Aussage auf beliebige Messsysteme weiter verallgemeinert werden kann, ist zu überprüfen. Es ergibt sich jedoch zusammen mit den Erkenntnissen bzgl. der benötigten Auflösung aus

Abschnitt 5.6 der Eindruck, dass eine Übertragbarkeit prinzipiell gegeben ist. Für eine genaue Betrachtung wird empfohlen, weitere Faktoren wie die spektralen Empfindlichkeiten des Sensors und die Beleuchtungsgeometrie zu berücksichtigen.

6.2 Übertragbarkeit der Methode auf andere Formen und Farben

Die Methode zur Identifikation stochastischer Druckmuster konnte nicht nur mit den drei vorgestellten Druckmusterarten getestet werden, sondern darüber hinaus an einer Reihe abgewandelter Varianten der Druckmusterarten Line Variation und Drip-Off. Dabei zeigte sich, dass die Methode unabhängig von der verwendeten Form ist, solange eine einheitliche Ausrichtung in der Vorverarbeitung (siehe Abschnitt 4.2) z.B. über Ankerpunkte realisiert werden kann. Die Methode in dieser Arbeit benötigt hierfür eine einfache helle Umrandung zur Segmentierung zwischen Vordergrund (stochastisches Druckmuster) und Hintergrund (Substrat). Dabei müssen gerade Kanten im Druckbild vorhanden sein. Wird bspw. eine runde Form verwendet (siehe Abbildung 76 links), so liefert die Vorverarbeitung der Methode über Ermittlung der Hauptachsen anhand einer Hough-Transformation keine reproduzierbaren Drehwinkel θ_{max} . Ohne reproduzierbaren Drehwinkel θ_{max} resultieren bei mehrmaliger optischer Erfassung eines Druckmusters Instanzen mit unterschiedlichen Ausrichtungen. Eine Identifikation ist dadurch nicht möglich.



Abbildung 76: Versteckte stochastische Druckmuster im Logo einer Kosmetikverpackung (Druckmusterart Line Variation; links) sowie im Logo einer ID Karte (Druckmusterart Drip-Off; rechts)

Werden jedoch an das stochastische Druckmuster angrenzende waagrechte oder senkrechte Linien im Druckbild mit in die Berechnung einbezogen, so liefert die Methode die geforderten reproduzierbaren Drehwinkel θ_{max} und eine Diskriminierbarkeit für die getesteten Varianten ist möglich. Abbildung 76 (rechts) zeigt eine weitere getestete Form, wobei der Drip-Off-Effekt ausschließlich im Buchstaben „H“ auftritt. Auch hier konnte ohne Anpassungen an der Methode eine Diskriminierbarkeit der Druckmuster erreicht werden. Dies

kann dadurch begründet werden, dass bei der Ermittlung der zu betrachtenden Fläche, ausgehend vom Mittelpunkt, ein quadratischer Beschnitt der Bilddaten vorgenommen wird (siehe Abschnitt 4.2). Dabei ist bei den getesteten Varianten der Druckmusterarten Line Variation und Drip-Off unerheblich, ob sich weitere Regionen im Druckmuster befinden, wie in Abbildung 76 rechts der dunkle Hintergrund des Buchstaben „H“.

6.3 Fälschungssicherheit

Die beschriebene Methode erlaubt zunächst eine Identifikation von stochastischen Druckmustern. Eine Einbindung in ein Identifikationsmerkmal scheint technisch möglich. Um das Identifikationsmerkmal als Sicherheitsmerkmal nutzen zu können, muss die Methode zur Identifikation stochastischer Druckmuster robust gegenüber Fälschungen bzw. die verwendeten Druckmuster schwer fälschbar sein. Generell gilt festzuhalten, dass zwei Faktoren beim Schutz eines solchen Merkmals gegenüber Fälschungen zu berücksichtigen sind. Zum einen muss ein nachgedrucktes Druckmuster (nachfolgend Imitat) einer visuellen Überprüfung standhalten. Ein Betrachter muss soweit getäuscht werden, dass das Imitat und somit das Sicherheitsmerkmal als Ganzes für authentisch gehalten wird. Dabei ist zu unterscheiden, ob die optische Überprüfung im Handel durch einen Laien oder einen geschulten Inspektor vorgenommen wird, welcher über entsprechende Erfahrung mit dem Sicherheitsmerkmal verfügt. Zum anderen muss bei einer maschinellen Überprüfung eine Hamming Distanz erreicht werden, welche den geforderten Kriterien für eine Identifikation entspricht. Dafür muss bei optischer Überprüfung die eingehende Bildmatrix I_{norm} möglichst identisch zu einer Bildmatrix sein, welche bei der Digitalisierung des Originaldruckmusters entsteht. Diese zwei Kriterien bedingen einander jedoch nicht zwangsläufig, wenn Effekte der Metamerie berücksichtigt werden. Um die Fälschungssicherheit zu testen, werden einzelne Druckmuster optisch erfasst und nachgedruckt und die entstandenen Imitate mit Datenbanken abgeglichen, in welchen die Originaldruckmuster hinterlegt sind. Die optische Erfassung für die Imitation der Druckmuster erfolgt über einen *Epson Perfection V800* Scanner unter Aufsicht mit einer Auflösung von 2400 dpi. Zur Ansteuerung des Scanners wird die Software *SilverFast* (Version 8.8.0r11) der Firma *LaserSoft Imaging* verwendet, welche es erlaubt Rohdaten in Form von TIFF-Dateien zu gewinnen. Als Signalumfang werden 8 bit je Farbkanal gewählt. Die RGB-Bilddateien haben somit einen Signalumfang von 24 bit. Die Bilddaten werden über *Adobe Photoshop* ohne Skalierung gesetzt und über einen *Epson SureColor P600* (Epson 2019) Inkjetdrucker auf Epson Glossy Fotopapier mit einer Auflösung von 1440 dpi gedruckt. Die gedruckten Imitate werden wie die Originalmuster mit dem Messsystem Inspektorenkit optisch erfasst. Bei der Verarbeitung der Imitate wird ebenso

wie für die Originaldruckmuster der Standardparametersatz verwendet (siehe Tabelle 2). Der in Abschnitt 4.4 gezeigte Vergleich eines Druckmusters mit einer Datenbank und die daraus erfolgende Identifikation basiert auf der Berechnung von Hamming Distanzen. Dabei wird zwischen dem zu identifizierenden Druckmuster und den in einer Datenbank durch Binärvektoren repräsentierten Druckmustern die geringste Hamming-Distanz ermittelt. Dies ist möglich, da die Abstände zwischen Treffer und Nicht-Treffern in der Regel sehr groß sind. Die nachfolgenden Abbildungen zeigen jeweils den Vergleich eines Imitats und eines Originaldruckmusters mit der identischen Datenbank für die drei Druckmusterarten Line Variation (siehe Abbildung 77), Viscous Fingering (siehe Abbildung 78) und Drip-Off (siehe Abbildung 79). Für das Imitat des Line Variation Druckmusters $p = 10$ ist eine Identifikation nicht möglich. Die Methode sucht nach der geringsten normierten Hamming Distanz (bei $p = 263$) und gibt somit einen falschen Treffer aus. Im Gegensatz dazu führt das Imitat des Viscous Fingering Druckmusters auf ein Minimum der normierten Hamming Distanz HD_{norm} , eine Identifikation ist somit möglich. Im Gegensatz zum Originaldruckmuster ist die Intra-Hamming Distanz des Imitats deutlich höher ($HD_{norm} = 0,435$ gegenüber $HD_{norm} = 0,060$), jedoch weiterhin von den Inter-Hamming Distanzen mit einem Median von $\tilde{e} = 0,496$ unterscheidbar. Ebenso wie beim Imitat des Line Variation Druckmusters ist auch für das Drip-Off Imitat keine Identifikation möglich. Die stochastischen Strukturen der vorgestellten Line Variation Druckmuster sind in den Imitaten bzw. in den Bilddaten der Imitate nicht erkennbar und führen folgerichtig dazu, dass keine Diskriminierbarkeit gegeben ist. Die stochastischen Strukturen der Viscous Fingering und Drip-Off Druckmuster können nachgedruckt werden, zeigen aber bei genauer Betrachtung nicht die gleiche Granularität wie die Originaldruckmuster. Hinzu kommt bei der Druckmusterart Drip-Off, dass die Imitate ohne Nachbearbeitung deutlich dunkler als die Originaldruckmuster sind.

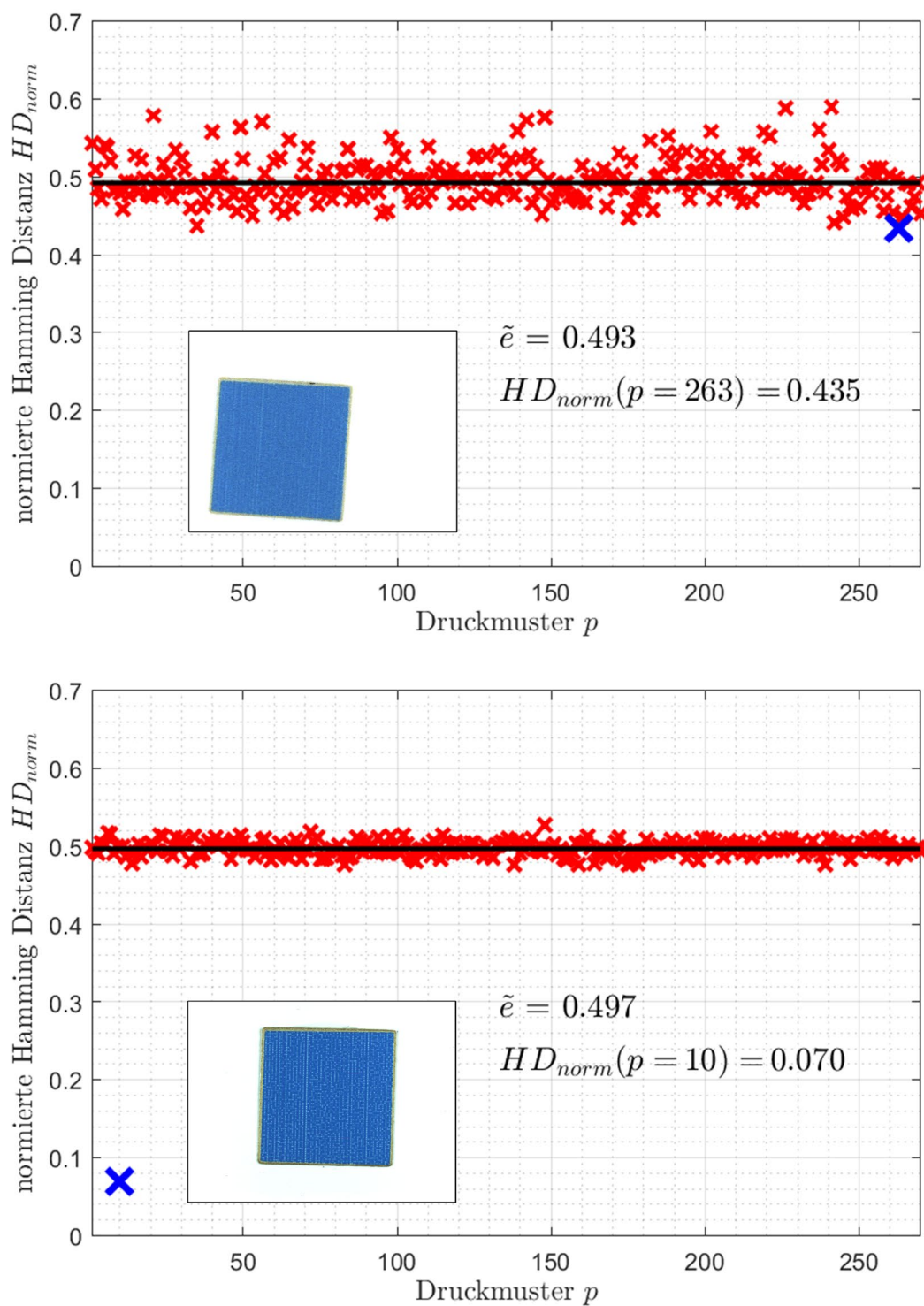


Abbildung 77: Der Vergleich des imitierten Line Variation Druckmusters ($p = 10$, oben) führt auf einen falschen Treffer. Der Vergleich des originalen Line Variation Druckmusters ($p = 10$, unten) mit einer Datenbank führt zu einer korrekten Identifikation.

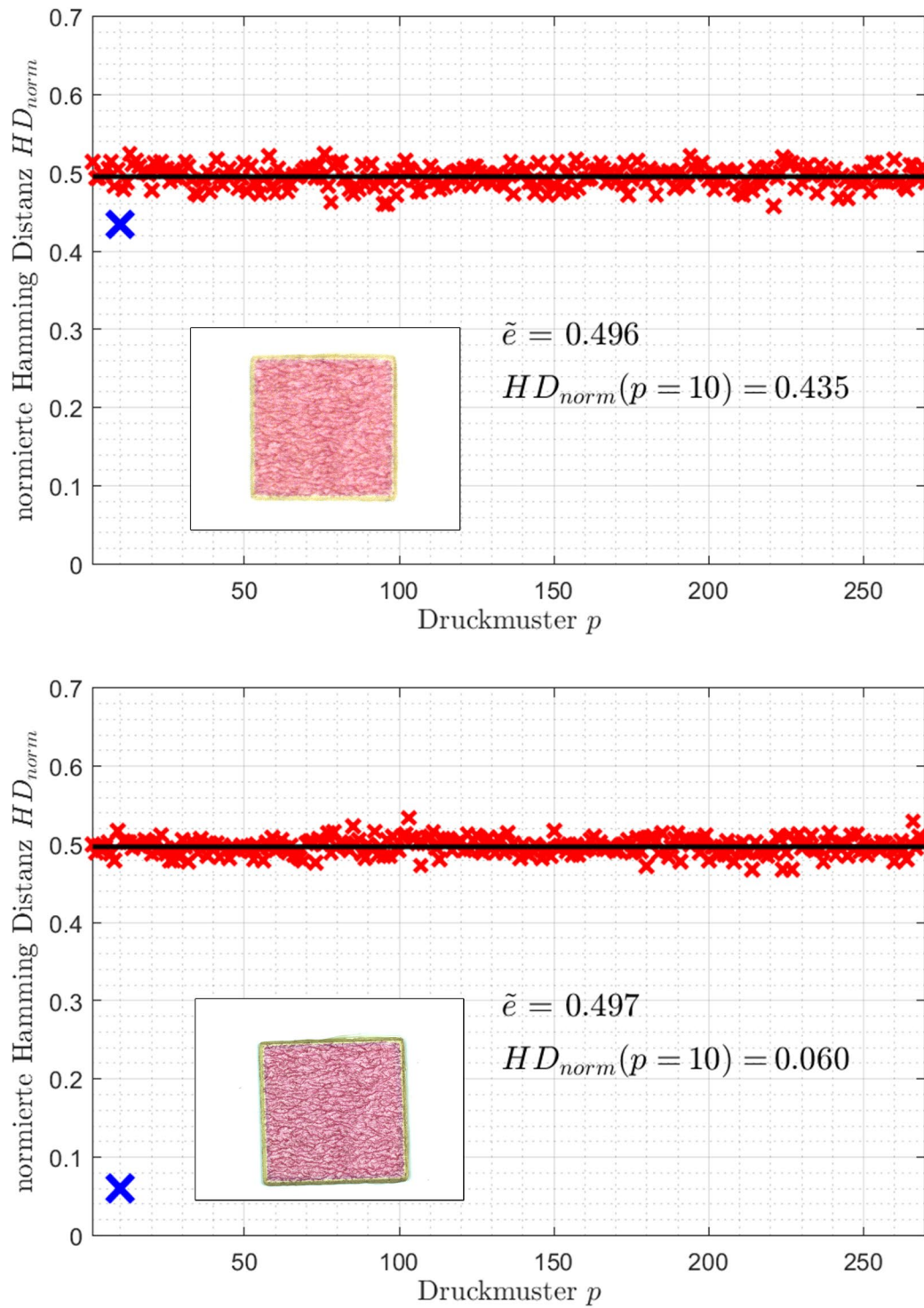


Abbildung 78: Der Vergleich des imitierten Viscous Fingering Druckmusters ($p = 10$, oben) führt ebenso wie der Vergleich des originalen Line Variation Druckmusters ($p = 10$, unten) mit einer Datenbank zu einer korrekten Identifikation.

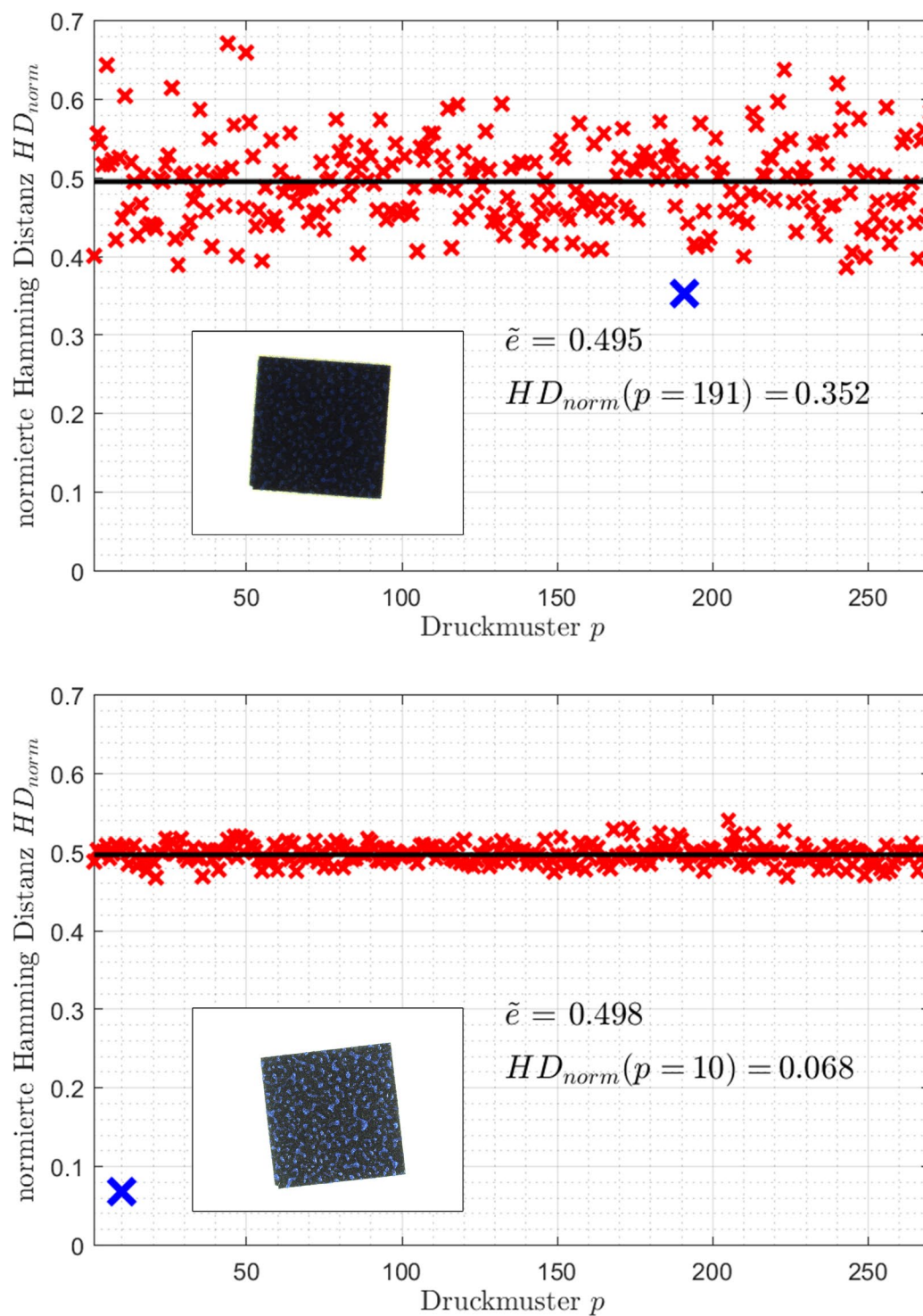


Abbildung 79: Der Vergleich des imitierten Drip-Off Druckmusters ($p = 10$, oben) führt auf einen falschen Treffer. Der Vergleich des originalen Drip-Off Druckmusters ($p = 10$, unten) mit einer Datenbank führt zu einer korrekten Identifikation.

Um zu überprüfen, ob die gezeigten Ergebnisse beim Vergleich von Imitaten repräsentativ sind, werden 30 Druckmuster imitiert, der Methode zugeführt und mit den 30 originalen Druckmustern verglichen (siehe Abbildung 80). Dieses Vorgehen wird für alle drei Druckmusterarten wiederholt.

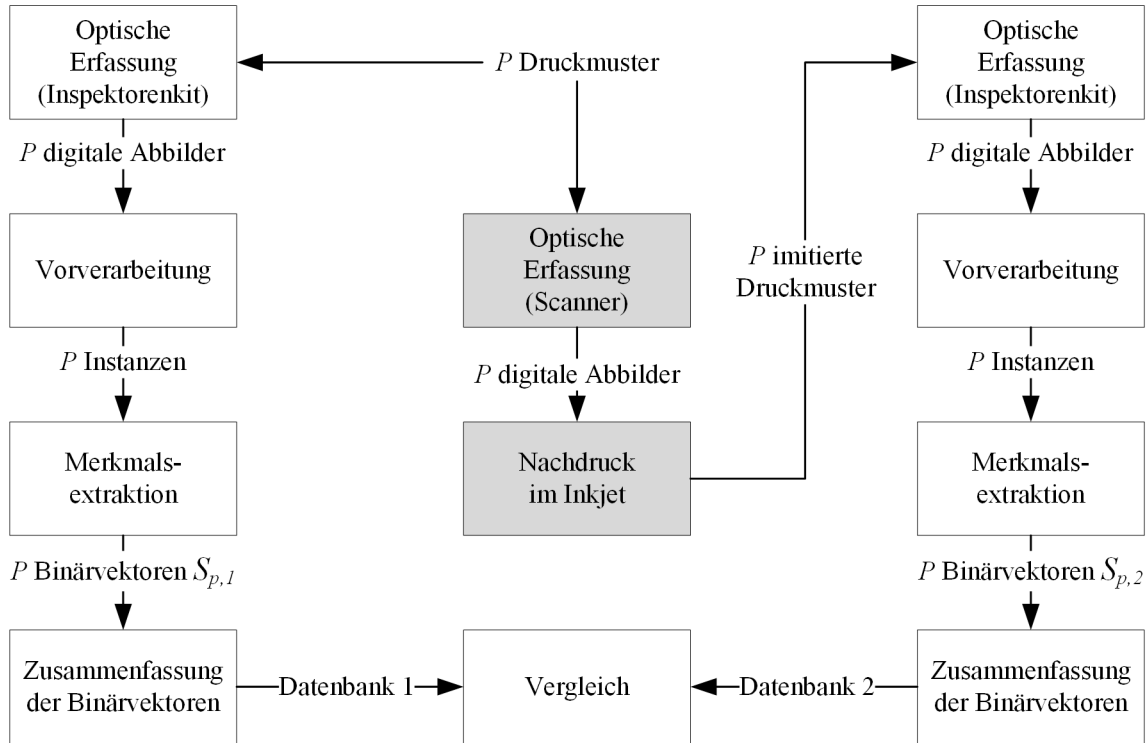


Abbildung 80: Ansatz zur Überprüfung der Fälschungssicherheit der Druckmuster der drei Druckmusterarten in Anlehnung an Abbildung 38, in grau dargestellt sind die zusätzlichen Prozessschritte zur Herstellung von imitierten Druckmustern. Die Anzahl der Druckmuster wird auf $P = 30$ festgelegt.

Abbildung 81 zeigt den Vergleich von 30 Imitaten mit den entsprechenden Originaldruckmustern für die drei Druckmusterarten. Bei keiner der drei Druckmusterarten ist eine generelle Diskriminierbarkeit durch einen positiven Abstand δ_{100} gegeben. Für die untersuchten Druckmuster und Imitate der Druckmusterarten Line Variation und Drip-Off überschneiden sich die Intra- und Inter-Hamming Verteilungen fast vollständig. Die Imitate der Druckmusterart Viscous Fingering zeigen beim Vergleich mit den Originaldruckmustern die besten Resultate mit einem negativen Abstand $\delta_{100} = -0,056$. Die in Abbildung 77 bis Abbildung 79 Streubreiten der Inter-Hamming Distanzen decken sich mit den Breiten der Inter-Verteilungen in Abbildung 81, was für eine Reproduzierbarkeit der Vergleiche der Imitate mit den Datenbanken spricht.

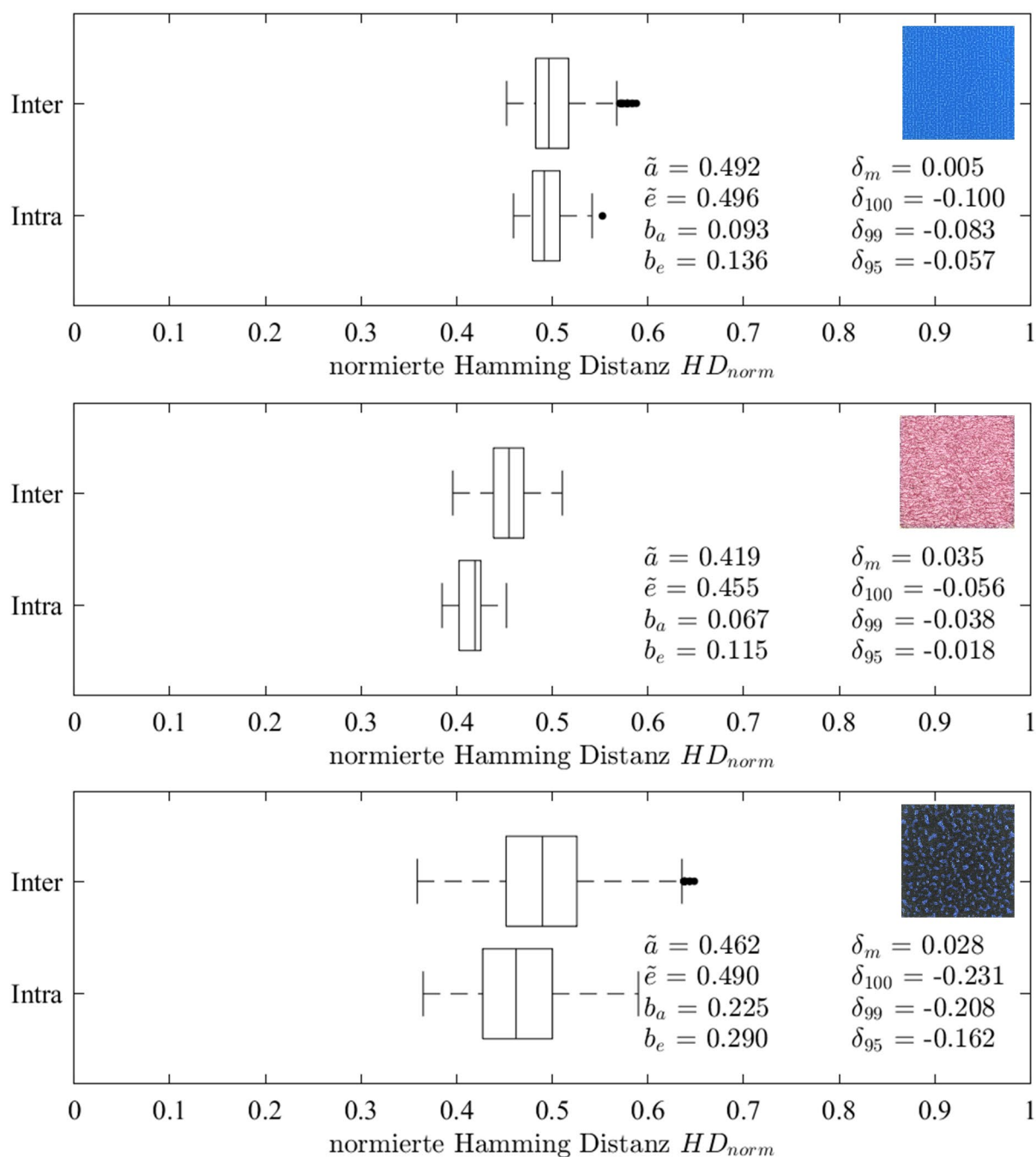


Abbildung 81: Vergleich von 30 Imitaten mit den entsprechenden Originaldruckmustern unter Verwendung des Standardparametersatzes für die Druckmusterarten Line Variation (oben), Viscous Fingering (Mitte) und Drip-Off (unten)

Die gezeigten Vergleiche sprechen zunächst gegen eine Fälschbarkeit der Druckmuster, da nur für die Viscous Fingering Imitate teilweise eine Identifikation möglich ist. Die Diskriminierbarkeit der Imitate kann jedoch durch Anpassungen in Grafikprogrammen (bspw. durch Kontraststeigerung) vor dem Nachdruck gesteigert werden (Balser 2018). Generell gilt, dass die Druckmuster mit möglichst hoher Auflösung sowohl in der optischen Erfassung als auch im Druckprozess imitiert werden müssen, um Hamming Distanzen zu erhalten, welche nahe an den entsprechenden Hamming Distanzen der Originaldruckmuster liegen. Je feiner bspw. die Wellenlänge in der Merkmalsextraktion gewählt wird, desto feinere Strukturen müssen auch im Fälschungsprozess imitiert werden. Da die Hamming Distanzen HD_{norm} für unterschiedliche Druckmusterarten und Parameter der Verarbeitung schwanken, ist ein globaler Schwellwert ungeeignet. Stattdessen ist jedoch ein dynamischer Schwellwert denkbar, welcher sich an den Größen der Verteilungen orientiert. Wird bspw. bei der erfolgreichen Identifikation für das in Abbildung 78 gezeigte Viscous Fingering Imitat der Quotient aus Median \tilde{e} der Intervertelung und Intra-Hamming Distanz a berechnet, so ergibt sich

$$\frac{\tilde{e}}{a} = \frac{0,496}{0,435} = 1,14.$$

Im Gegensatz hierzu ergibt sich für das Originaldruckmuster ein Quotient aus Median \tilde{e} der Intervertelung und Intra-Hamming Distanz a von

$$\frac{\tilde{e}}{a} = \frac{0,497}{0,060} = 8,28.$$

Das Imitat weist zwar ein Minimum beim Vergleich mit der Datenbank auf, eine Authentifizierung könnte jedoch unterbunden werden, wenn der Quotient einen festgelegten Wert überschreiten muss.

Für keine der drei Druckmusterarten kann durch die einfache optische Erfassung und den Nachdruck ein optisches Erscheinungsbild erreicht werden, welches für einen Betrachter den Originaldruckmustern entspricht. Eine Authentifizierung kann möglicherweise also schon durch Charakteristika eines offenen Sicherheitsmerkmals (siehe Abschnitt 2.6) unterbunden werden. Bei den Imitaten der Druckmusterart Line Variation sind die stochastischen Strukturen der Originaldruckmuster nicht zu erkennen. Die im Herstellungsprozess der Druckmuster verwendete Druckauflösung von 1200 dpi (siehe Abschnitt 3.2) liegt zwar unterhalb der Druckauflösung des *Epson SureColor P600* mit 1440 dpi. Das Zulaufen einzelner Zwischenräume in der Gitterstruktur ist jedoch granularer und kann nicht reproduziert werden. Die Fingerstrukturen der Druckmusterart Viscous Fingering liegen

teilweise in einer Größenordnung, welche sowohl im Scanvorgang erfasst werden als auch beim Nachdruck reproduziert werden kann. Infolgedessen ähnelt das optische Erscheinungsbild der Imitate den Originaldruckmustern. Die Imitate der Druckmusterart Drip-Off sind auch für ungeschulte Beobachter am einfachsten von den Originaldruckmustern zu unterscheiden. Die Effektpigmente und das Entnetzungsverhalten (siehe Abschnitt 3.4) führen zu einem plastischen Erscheinungsbild, welches nicht durch den Nachdruck per Inkjet imitiert werden kann. Festzuhalten ist, dass durch optische Erfassung und erneutes Drucken hergestellte Imitate zwar auf Minima bzgl. der ermittelten Hamming Distanzen HD_{norm} führen können, der optische Eindruck für einen Betrachter jedoch teils stark unterschiedlich ist zu den Originaldruckmustern. Dies kann bei geschulten Betrachtern bereits ein entscheidender Beitrag zum Fälschungsschutz sein. Das stochastische Druckmuster entspricht in diesem Sinne einem offenen Sicherheitsmerkmal (siehe Abschnitt 2.6). Gleichzeitig macht die Diskriminierbarkeit durch die in Kapitel 4 vorgestellte Methode den Einsatz der vorgestellten stochastischen Druckmuster als Teil eines forensischen Sicherheitsmerkmals möglich, da zur Identifikation spezielle Messtechnik und eine Auswertelogik erforderlich sind.

6.4 Einbettung in die industrielle Produktion

Generell werden Merkmale in der Praxis nicht isoliert, sondern meist in Kombinationen eingesetzt, um Redundanzen und/oder zusätzliche Hemmnisse für Fälscher zu schaffen. Eine denkbare Integration eines stochastischen Druckmusters in ein Sicherheitsmerkmal wird in Abbildung 82 gezeigt. Die angedeuteten Ankerpunkte sind in ihrer Funktion den drei Ankerpunkten eines QR-Codes nachempfunden und dienen der Berechnung der relativen Lage des Merkmals im Raum zur Bilderfassungseinheit. Der Rahmen dient der räumlichen Abgrenzung des Sicherheitsmerkmals zum umliegenden Druckbild und muss hierfür keine geschlossene Umrandung sein. Die alphanumerische Codierung ist ebenso wie das stochastische Druckmuster Informationsträger, jedoch aufgrund ihrer Deterministik nicht fälschungssicher. Sind stochastisches Druckmuster und alphanumerische Codierung miteinander verknüpft, so ist die Information redundant hinterlegt. Ist bspw. ein Barcode durch Verschmutzung oder Beschädigung nicht maschinell auslesbar, führt die verknüpfte Nummerierung ebenfalls zu einer eindeutigen Zuordnung.

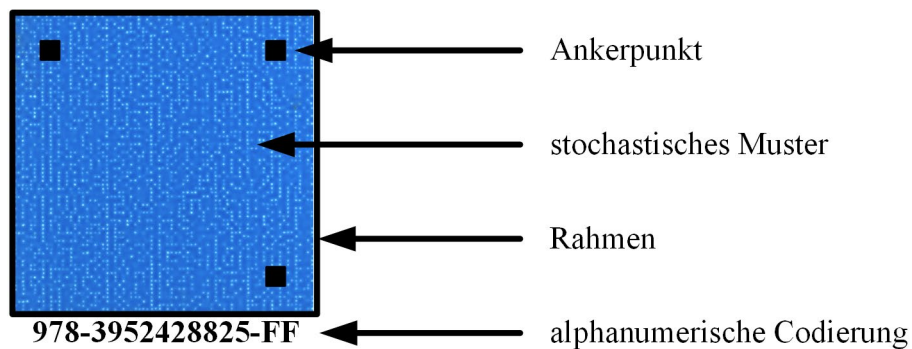


Abbildung 82: Beispielhafte Einbettung eines stochastischen Druckmusters in ein Sicherheitsmerkmal durch Kombination mit einem Rahmen zur Detektion der zu untersuchenden Fläche, Ankerpunkten zur Berechnung der geometrischen Lage des Merkmals im Raum sowie alphanumerischer Codierung zum Abgleich mit einer Datenbank

Dies kann implizieren, dass die alphanumerische Codierung ohne technische Hilfsmittel auslesbar ist. Die Verknüpfung kann hierbei auf mehrere Arten zustande kommen. Eine Möglichkeit stellt die Zuordnung per Abgleich mit einer Datenbank dar, in welcher sowohl das Druckmuster (bspw. in Form eines extrahierten Binärvektors) als auch die alphanumerische Codierung hinterlegt sind. Eine solche Zuordnung setzt eine Verbindung zur Datenbank während der Authentifizierung voraus. Eine weitere Möglichkeit ist die logische Verknüpfung von stochastischem Druckmuster und alphanumerischer Codierung. Ergibt sich die alphanumerische Codierung aus dem stochastischen Druckmuster über eine Logik, so ist kein Datenbankabgleich zur Zuordnung notwendig. Allerdings muss für diese Form der Verknüpfung der Druckprozess mehrstufig erfolgen, sodass in einem Prozessschritt das stochastische Druckmuster gedruckt wird und nach optischer Erfassung und Verarbeitung der Daten ein korrespondierender Code in einem weiteren Druckprozess hinzugefügt wird. Ist die optische Messtechnik vor dem letzten Druckwerk einer Druckmaschine und die Bildverarbeitung performant genug, so kann diese Verknüpfung auch in einem Druckprozess vorgenommen werden. Wie ein Herstellungs- und Authentifizierungsprozess für ein kombiniertes Druckmerkmal bestehend aus einem stochastischen Druckmuster und einer alphanumerischen Codierung aussehen kann, wird in nachfolgender Abbildung 83 skizziert.

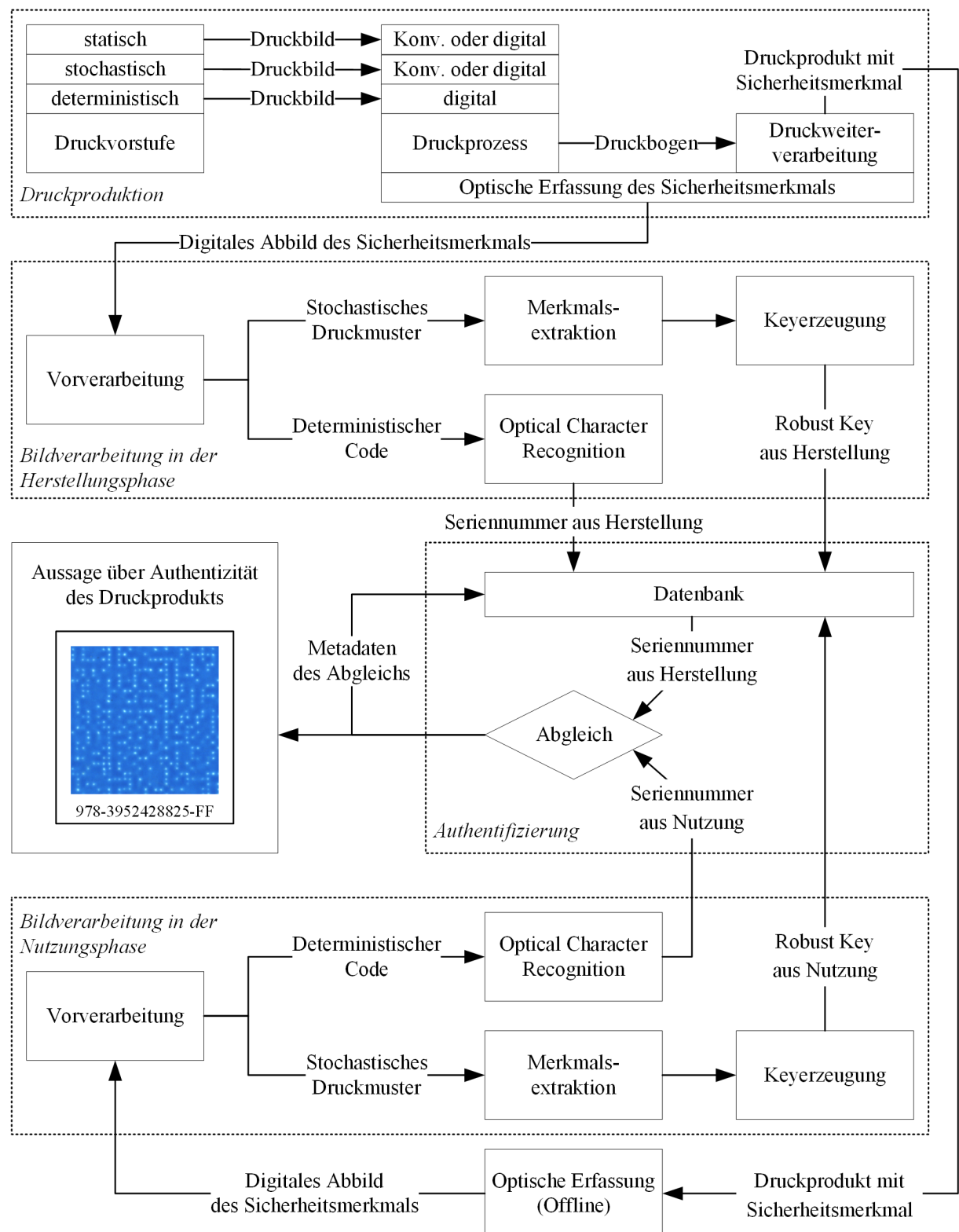


Abbildung 83: Möglicher Prozess für Sicherheitsmerkmal mit stochastischem Druckmuster und deterministischem Code eingebettet in ein statisches Druckbild

Der dargestellte Prozess ist in die Druckproduktion, die Bildverarbeitung (in der Herstellungs- und in der Nutzungsphase) und die Authentifizierung unterteilt. Das Druckbild in der Druckproduktion kann in einen statischen, einen stochastischen und einen deterministischen Anteil unterteilt werden. Der statische Anteil beinhaltet das „normale“ Druckbild im Auflagedruck. Dies kann am Beispiel einer Verpackung die optischen Komponenten wie Markenname, Beschreibung des Inhalts und Veredelung umfassen. Der stochastische Teil des Druckbilds enthält ein stochastisches Druckmuster, wie in dieser Arbeit vorgestellt. Der deterministische Teil des Druckbilds beinhaltet die alphanumerische Codierung. Die Codierung muss dabei im Digitaldruck vorgenommen werden, das stochastische Druckmuster kann digital (z.B. Line Variation) oder konventionell (z.B. Drip-Off oder Viscous Fingering) gedruckt werden. Das statische Druckbild kann ebenfalls digital und konventionell gedruckt werden. Nach dem Druck wird der Druckbogen der Druckweiterverarbeitung zugeführt. Die optische Erfassung des Sicherheitsmerkmals kann mittels der Inline-Messtechnik in der Druckmaschine oder während der Weiterverarbeitung erfolgen. Nach der Druckproduktion liegen somit das physische Druckprodukt sowie ein digitales Abbild des Sicherheitsmerkmals vor. In der Nutzungsphase erfolgt eine zweite optische Erfassung (Offline). Die Vorverarbeitung hat die Aufgabe, die einzelnen Teile des Druckbilds zu separieren und somit das stochastische Druckmuster und den deterministischen Code der Merkmalsextraktion bzw. der Zeichenerkennung (Optical Character Recognition) zur Verfügung zu stellen. Output der Bildverarbeitung ist zum einen eine extrahierte Seriennummer und nach Keyerzeugung ein sogenannter Robust Key. Diesen Schlüssel zeichnet aus, dass er unter schwankenden Eingangsdaten unverändert bleibt. Zur Keyerzeugung werden dabei sogenannte fehlerkorrigierende Codes verwendet. Sowohl Seriennummer als auch Robust Key werden in der Herstellungsphase (obere Bildverarbeitung in Abbildung 83) und in der Nutzungsphase (untere Bildverarbeitung in Abbildung 83) ermittelt. Soll ein Sicherheitsmerkmal in der Nutzungsphase identifiziert oder authentifiziert werden, so wird der Robust Key aus der Nutzungsphase an eine Datenbank geschickt. Diese Datenbank enthält Seriennummer und Key aus der Herstellungsphase. Die für den gesendeten Key hinterlegte Seriennummer wird ausgegeben und kann mit der Seriennummer aus der Nutzung abgeglichen werden. Stimmen beide Seriennummern überein, so ist das Sicherheitsmerkmal identifiziert bzw. authentifiziert. Zusätzlich ist bspw. denkbar, die Metadaten des Abgleichs wie Datum und Ort des Abgleichs zu speichern und darüber Rückschlüsse hinsichtlich des Produktkreislaufs zu ziehen (Track and Trace). Die vorgestellte Methode weicht von dem beschriebenen Prozess in einigen Punkten ab. So erfolgt die Inline- und Offline-Erfassung mit dem gleichen Messsystem. Darüber hinaus wurde im Rahmen der Arbeit nur der stochastische Teil des Druckbilds betrachtet und in einigen Fällen eingebettet in ein deterministisches Druckbild erfolgreich getestet (siehe Abschnitt 6.2). Des Weiteren wird aktuell nicht durch Abgleich eines Robust

Keys bzw. einer Seriennummer der Treffer in der Datenbank ermittelt, sondern mittels geringster Hamming Distanz. Diese muss zwischen dem zu identifizierenden Druckmuster und jedem Datenbankeintrag ermittelt werden. Der Aufwand bei großen Datenbanken skaliert daher linear und ist industriell nicht anwendbar. Bei Abgleichen von Daten mit einer Datenbank werden daher in der industriellen Praxis fehlerkorrigierende Codes eingesetzt, welche die abzugleichenden Binärvektoren auf einen Robust Key reduzieren. Dabei werden typischerweise jedoch deutlich kürzere Binärvektoren korrigiert. Eine Reduktion der Stringlänge der Binärvektoren ist hierfür zwingend erforderlich. Sowohl die Herausforderung der optischen Erfassung mit unterschiedlichen Messsystemen als auch die Fehlerkorrektur sind in den jeweiligen Fachdisziplinen bekannte Aufgabenstellungen. Es wird davon ausgegangen, dass eine Einbettung stochastischer Druckmuster in die industrielle Produktion bei Lösung der benannten Herausforderungen möglich ist.

6.5 Diskriminierbarkeit im Auflagedruck

Wie bei den vorangegangenen Untersuchungen zu sehen, lassen sich Druckmuster mit stochastisch wirkenden Strukturen mittels der vorgestellten Methode diskriminieren. Die Größe der Prozessfenster variiert teilweise deutlich, woraus sich Optimierungspotential für den industriellen Einsatz solcher Druckmuster ergibt. Im Gegensatz zur industriellen Produktion wurden die hier vorgestellten Druckmuster der drei Druckmusterarten aus einzelnen Druckbogen hergestellt (siehe Abschnitt 3.5). Es gilt zu überprüfen, inwieweit sich die Diskriminierbarkeit von Druckmustern auf dem Druckbogen von der Diskriminierbarkeit von Druckmustern zwischen Druckbogen unterscheidet (siehe Abbildung 84). Konkret ist zu überprüfen, in wie weit sich Druckmuster unterscheiden, welche nicht nebeneinander auf dem gleichen Druckbogen, sondern an identischer Position über mehrere Druckbogen gedruckt werden. Diese Fragestellung kann nicht mit den bisher betrachteten Druckmustern beantwortet werden, da diese aufgrund der Druckmusterpräparation (physisches Zerschneiden zu 10 x 10 mm großen Kacheln, siehe Abschnitt 3.5) nicht mehr ihrer Position auf dem Druckbogen zuzuordnen sind. Um den Einfluss des Auflagedrucks auf die Diskriminierbarkeit zu untersuchen, werden daher nachfolgend neue Druckmuster der Druckmusterarten Drip-Off und Viscous Fingering verteilt auf mehrere Druckbogen getestet. Abbildung 85 zeigt einen Druckbogen, auf welchem 10 x 10 mm große Druckmuster zu erkennen sind, welche Viscous Fingering Strukturen aufweisen. Es sind deutliche Randeffekte in Form von Quetschrändern zu erkennen. Zur Überprüfung des Einflusses von Wiederholungsdrucken werden auf dem ersten Bogen 36 Druckmuster digitalisiert und verglichen. Die Ergebnisse werden in Abbildung 86 dargestellt. Da der Abstand δ_{100} positiv

ist, sind die Druckmuster eindeutig identifizierbar. Im Gegensatz hierzu entstammen die 36 Druckmuster, welche in Abbildung 87 verglichen werden, sechs verschiedenen Druckbogen. Auf jedem der sechs einzelnen Druckbogen werden sechs Druckmuster an identischen Positionen digitalisiert, sodass in Summe der gleiche Probenumfang zu Verfügung steht.

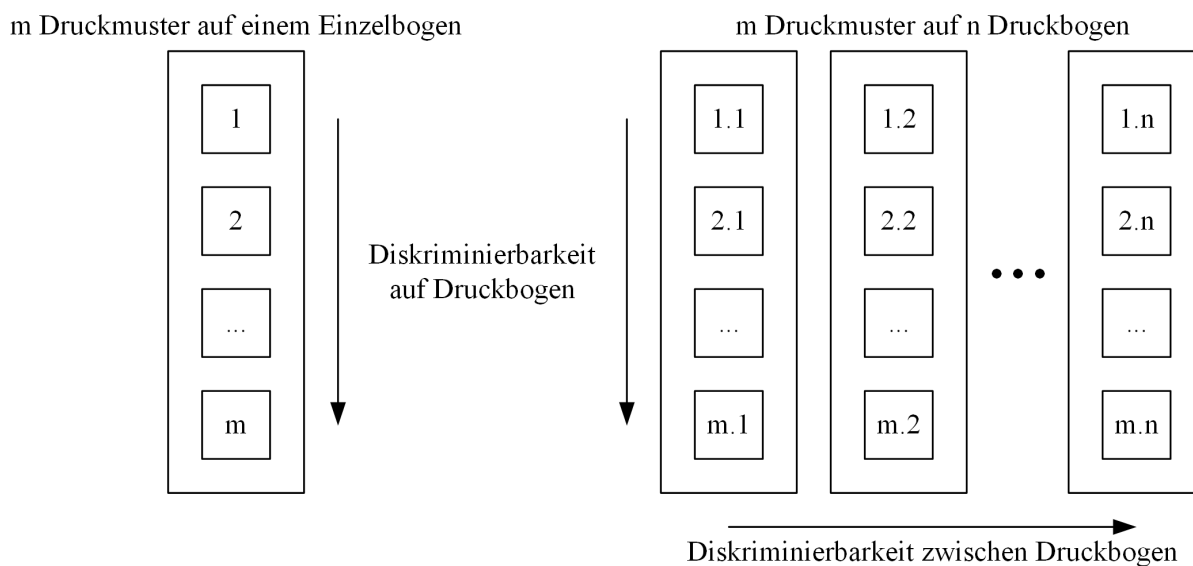


Abbildung 84: Drucken von m Druckmustern auf einem Einzelbogen (links; entspricht der Herstellung der 270 Druckmuster der drei vorgestellten Druckmusterarten); Drucken von m x n Druckmustern bei einer Auflage von n Druckbogen (rechts; entspricht industrieller Praxis)



Abbildung 85: Druckbogen mit 10 mm x 10 mm großen Druckmustern mit Viscous Fingering Strukturen

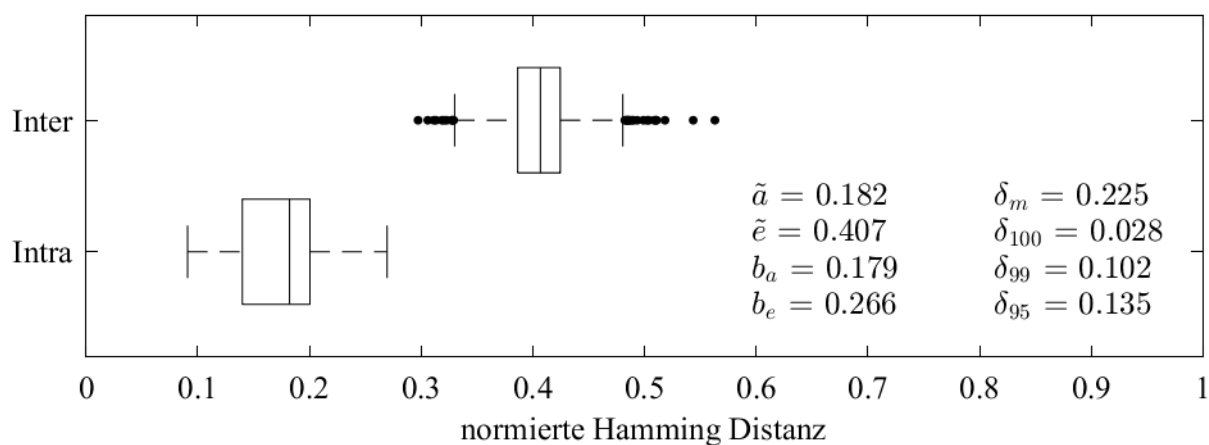


Abbildung 86: Boxplot für die Druckmusterart Viscous Fingering bei Vergleich von 36 Druckmustern auf dem gleichen Druckbogen unter Anwendung des Standardparametersatzes

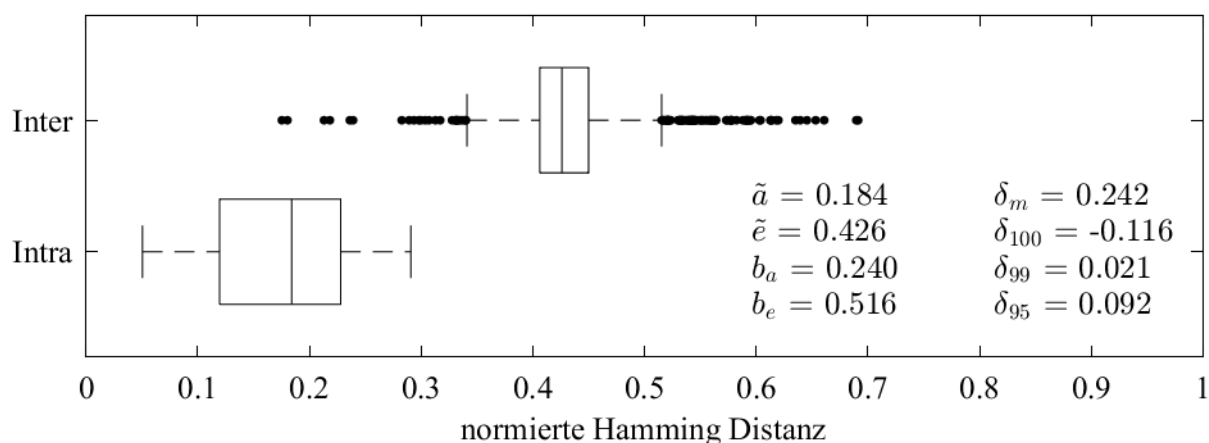


Abbildung 87: Boxplot für die Druckmusterart Viscous Fingering beim Vergleich von sechs Druckmustern an identischer Stelle auf sechs Druckbogen unter Anwendung des Standardparametersatzes

Die Intra- und Inter-Verteilung weisen einen negativen Abstand δ_{100} auf. Es kann somit zu falschen Treffern bei der Identifikation kommen. Der Abstand δ_{100} verringert sich deutlich von $\delta_{100} = 0,028$ auf $\delta_{100} = -0,116$. Gleichzeitig steigt jedoch der Median \tilde{e} . Beim Vergleich eines einzelnen Druckmuster (bzw. dessen Binärvektors) mit einer Datenbank zeigt sich der Einfluss der Auflage auf die Diskriminierbarkeit Abbildung 88. Es ist zu erkennen, dass die Methode eine minimale normierte Hamming Distanz HD_{norm} für Druckmuster 13 berechnet. Gleichzeitig zeigen die Inter-Hamming Distanzen einen Verlauf ähnlich einer Sägezahnkurve.

Dieser Effekt tritt reproduzierbar auf. Die Diskriminierbarkeit der in diesem Abschnitt behandelten Viscous Fingering Druckmuster wird durch diesen Effekt deutlich herabgesetzt.

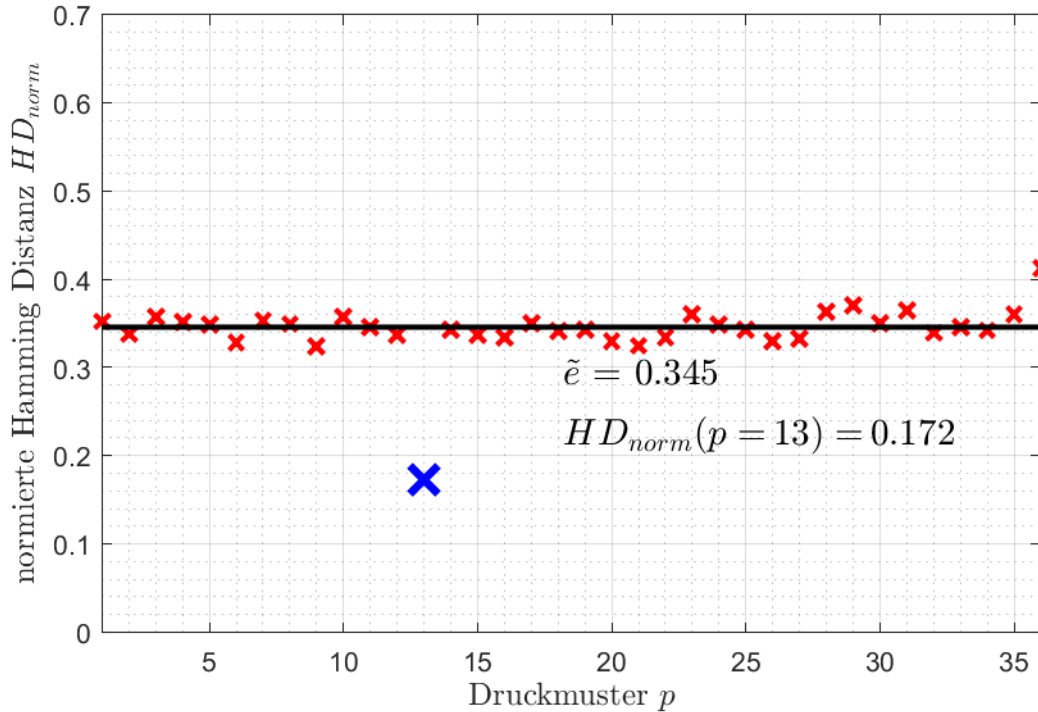


Abbildung 88: Abgleich eines Druckmusters mit einer Datenbank bei einer Auflage von sechs Druckbogen mit je sechs Druckmustern

Als zweite Druckmusterart wird Drip-Off im Auflagendruck untersucht. Das in Abbildung 76 (rechts) in Abschnitt 6.2 gezeigte Druckmuster wird in einem Raster von 6 x 6 Druckmustern auf Polycarbonat gedruckt. Analog zum Vorgehen beim Auflagendruck von Viscous Fingering Druckmustern werden zunächst 36 Druckmuster auf einem Bogen digitalisiert und verglichen. Es ergeben sich die in Abbildung 89 gezeigten Verteilungen. Es ist zu erkennen, dass eine eindeutige Identifikation durch einen sehr großen Abstand $\delta_{100} = 0,306$ möglich ist. Werden hingegen sechs Druckmuster an identischer Position auf sechs Druckbogen digitalisiert und verglichen, so ergeben sich die Verteilungen wie in Abbildung 90 dargestellt. Der Unterschied der Kenngrößen zwischen Abbildung 89 und Abbildung 90 ist gering. Dies kann bedeuten, dass keine Periodizität auftritt oder die Anzahl an Druckmustern schlicht zu gering ist, um einen Effekt ähnlich wie für Viscous Fingering zu erkennen.

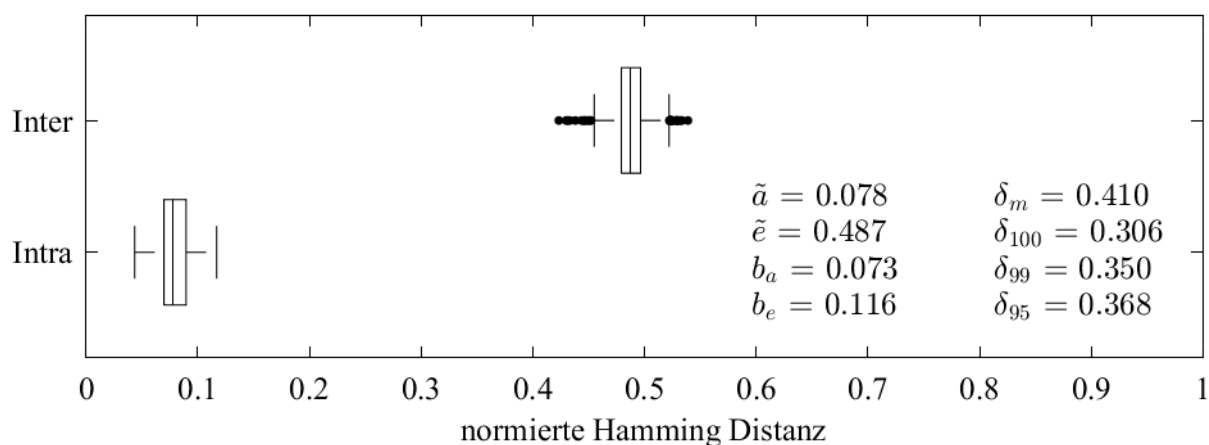


Abbildung 89: Boxplot für die Druckmusterart Drip-Off bei Vergleich von 36 Druckmustern auf dem gleichen Druckbogen unter Anwendung des Standardparametersatzes

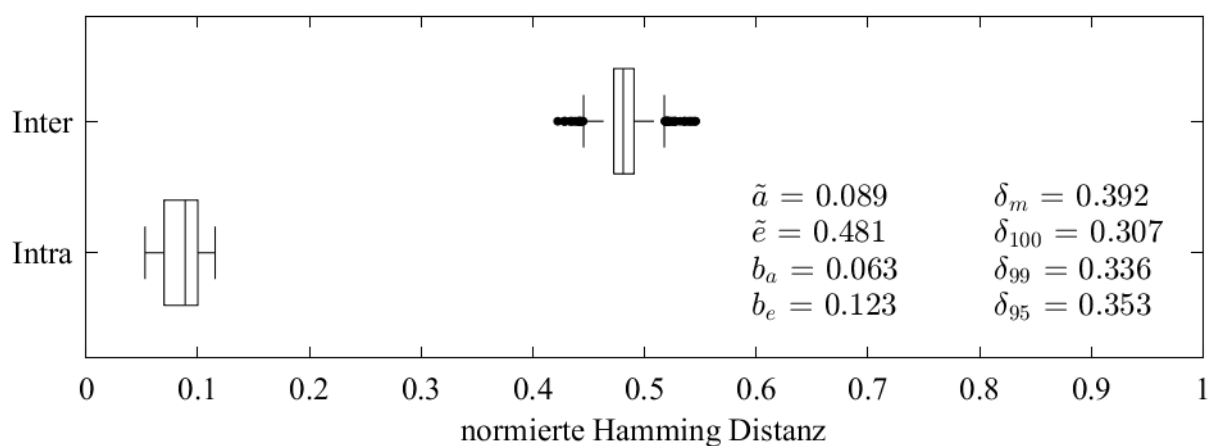


Abbildung 90: Boxplot für die Druckmusterart Drip-Off beim Vergleich von sechs Druckmustern an identischer Stelle auf sechs nacheinander gedruckten Druckbogen unter Anwendung des Standardparametersatzes

Die Frage der Diskriminierbarkeit im Auflagendruck kann im Rahmen dieser Arbeit nicht abschließend beantwortet werden. Es zeigen sich jedoch Indizien, dass beim Vergleich von Druckmustern an identischer Position unterschiedlicher Druckbogen einer Auflage die Diskriminierbarkeit deutlich reduziert sein kann und somit keine fehlerfreie Identifikation möglich ist.

6.6 Überlagerung von Gaborfiltern

Die Versuche in Kapitel 5 untersuchen das Verhalten der Methode stets unter Einsatz eines einzelnen Gaborfilters. Publikationen, welche die Gaborfilterung auf Bilddaten anwenden zeigen jedoch oft die Verwendung eines ganzen Arrays an Gaborfiltern (Fu et al. 2006; Lee und Wang 1999; Lee 1996; Liu und Wechsler 2002; Meshgini et al. 2013; Shen und Bai 2006). Somit wird jedes Bild nicht nur mit einem Gaborfilter $\Psi_{f,\theta}$ entsprechend der Merkmalsextraktion in Abschnitt 4.3 gefaltet, sondern mehrmals. Es entstehen somit mehrere Merkmalsbilder $F_{f,\theta}$. Aufbauend auf dem von Haghighat et al. (2015) zur Verfügung gestellten Code wird untersucht, wie sich die Verwendung von mehreren Gaborfiltern $\Psi_{f,\theta}$ auf die Diskriminierbarkeit der Druckmuster auswirkt. Zunächst wird ein Filterarray aufgebaut, welches mehrere Gaborfilter $\Psi_{f,\theta}$ enthält. Dabei können die Anzahl der zu betrachtenden Frequenzen f sowie die Anzahl der Orientierungen θ variiert werden. Des Weiteren kann die Größe der Gaborfilter $\Psi_{f,\theta}$ vorgegeben werden. Für ein bestimmtes Gaborfilter $\Psi_{f,\theta}$ werden feste Parameter für die Frequenz f der Sinusschwingung und die Orientierung θ gesetzt. Die Vorgabe von bspw. drei Frequenzen f und vier Orientierungen θ führt auf zwölf komplexe Gaborfilter $\Psi_{f,\theta}$, deren Verbund nachfolgend als Filterarray bezeichnet wird. In Abbildung 91 ist der Betrag und in Abbildung 92 der Realteil der einzelnen Gaborfilter des Filterarrays dargestellt.

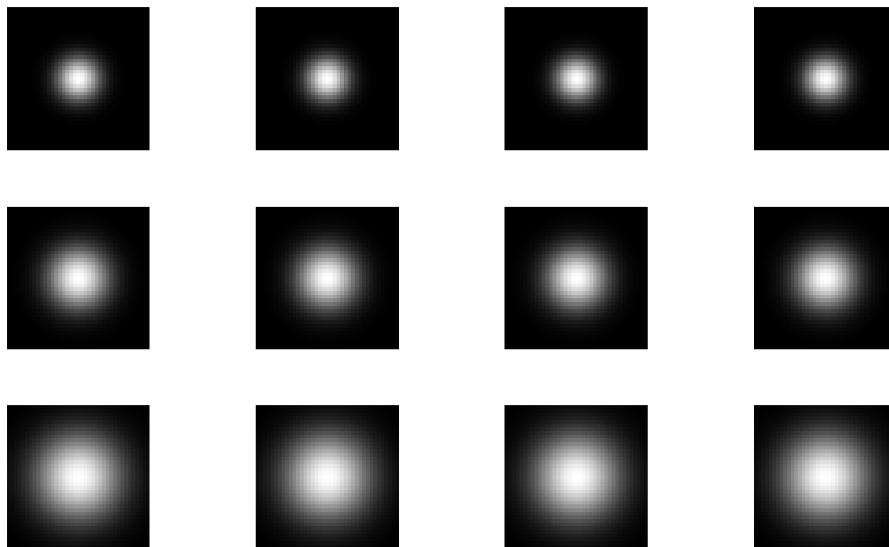


Abbildung 91: Betrag der zwölf komplexen Gaborfilter $\Psi_{f,\theta}$ des Filterarrays mit unterschiedlichen Frequenzen f und Orientierungen θ

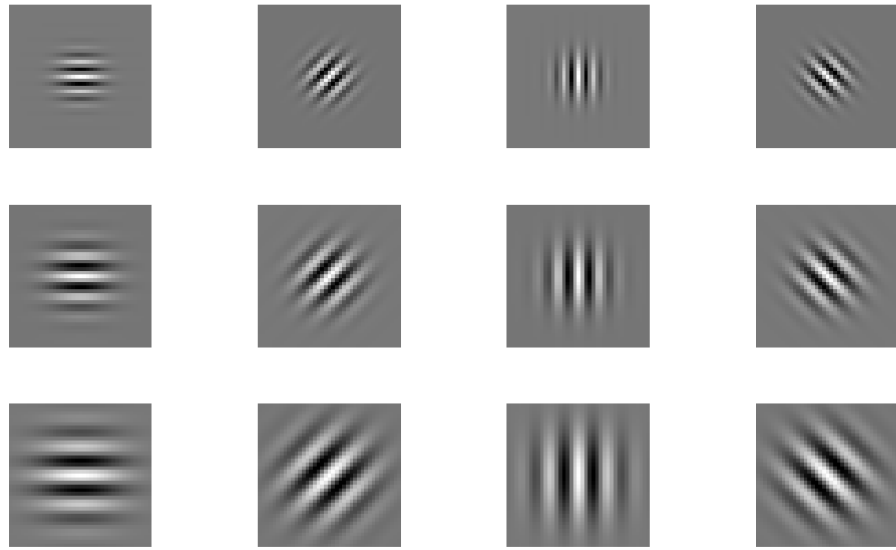


Abbildung 92: Realteil der zwölf komplexen Gaborfilter $\Psi_{f,\theta}$ des Filterarrays mit unterschiedlichen Frequenzen f und Orientierungen θ

Eine Spalte des Arrays zeigt dabei immer die gleiche Orientierung θ des jeweiligen Gaborfilters $\Psi_{f,\theta}$ bei Variation der Frequenz f , während innerhalb einer Zeile bei fester Frequenz f die Orientierung θ variiert wird. Im Betragsbild der Gaborfilter ist, wie schon bei der in Abschnitt 4.3 vorgestellten Merkmalsextraktion, die Gaußfunktion erkennbar. Der Realteil der Gaborfilter zeigt die Sinusschwingung mit den entsprechenden Frequenzen und Orientierungen. Frequenzen und Orientierung können bei dieser Merkmalsextraktion nur indirekt über die Anzahl an unterschiedlichen Frequenzen und Orientierungen vorgegeben werden. Die Frequenzen ergeben sich dabei nach

$$f_i = \frac{f_{\max}}{\sqrt{2}^{i-1}}, i \in [1,2,3] \quad (45)$$

mit $f_{\max} = 0,25$ cycles/px zu $f_1 = 0,25$ cycles/px, $f_2 = 0,1768$ cycles/px und $f_3 = 0,125$ cycles/px. Dies entspricht Wellenlängen von $\lambda_1 = 4$ px/cycle, $\lambda_2 = 5,6569$ px/cycle und $\lambda_3 = 8$ px/cycle und liegt damit am unteren Ende der Wellenlängenskala, welche in dieser Arbeit untersucht wurde. Im Unterschied zur in Abschnitt 4.3 vorgestellten Merkmalsextraktion bleibt die Größe des Gaborfilters konstant und ändert sich nicht mit größeren Wellenlängen λ . Die Instanz $I_{\text{gray,rot,crop}}$ wird in der Merkmalsextraktion mit den einzelnen Gaborfiltern $\Psi_{f,\theta}$ des komplexen Filterarrays unter Verwendung der *MATLAB*-Funktion *imfilter* gefaltet. Das Ergebnis stellen die komplexen Merkmalsbilder $F_{f,\theta}$ dar. Für ein komplexes Filterarray mit drei Frequenzen und vier Orientierungen ergeben sich aus einer Instanz $I_{\text{gray,rot,crop}}$ somit zwölf komplexe Merkmalsbilder $F_{f,\theta}$ (siehe Abbildung 93).

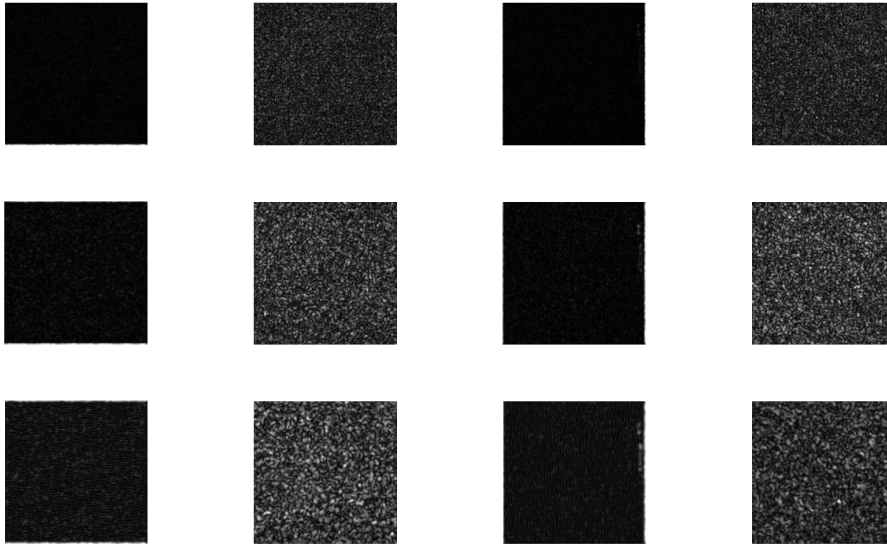


Abbildung 93: Betrag der Merkmalsbilder $F_{f\theta}$ basierend auf einer Instanz $I_{gray,rot,crop}$ der Druckmusterart Viscous Fingering

Es liegen somit aufbauend auf einer einzelnen Instanz $I_{gray,rot,crop}$ mehrere Merkmalsbilder $F_{f\theta}$ entsprechend der Anzahl der untersuchten Frequenzen f und Orientierungen θ vor. Die Beträge der Merkmalsbilder $|F_{f\theta}|$ werden weiterhin in die normierten Spaltenvektoren $V_{f\theta,norm}$ umgewandelt. Die einzelnen Spaltenvektoren werden aneinander gesetzt zu einem Spaltenvektor $V_{f\theta,sum}$. Die weitere Verarbeitung wird gemäß der Methode aus Kapitel 4 vorgenommen. Dabei kommt abgesehen von der Merkmalsextraktion der Standardparametersatz zum Einsatz (siehe Tabelle 9).

Tabelle 9: Parametersatz zur Untersuchung des Einflusses eines Filterarrays

Parameter	Standardwert
Kantenlänge l der Instanz	1000 px
Auflösung r der Instanz	100 %
Schwellwert t_{50} (Line Variation / Viscous Fingering / Drip-Off)	0,2 / 0,24 / 0,15
Anzahl P der Binärvektoren pro Datenbank	270
Frequenz f der Filter	$f_1 = 0,25$ cycles/px $f_2 = 0,1768$ cycles/px $f_3 = 0,125$ cycles/px
Orientierung θ der Filter	$\theta_1 = 0^\circ$ $\theta_2 = 45^\circ$ $\theta_3 = 90^\circ$ $\theta_4 = 135^\circ$

Nachfolgend werden in Abbildung 94 die Ergebnisse der Vergleiche der drei Druckmusterarten unter Verwendung von zwölf Gaborfiltern $\Psi_{f,\theta}$ gezeigt. Die Verteilungen für Line Variation überlappen dabei deutlich aufgrund sehr hoher Intra-Hamming Distanzen, welche bis zu Werten von $HD_{norm} > 0,5$ reichen. Die Druckmusterart Drip-Off zeigt bei Verwendung mehrerer Gaborfilter $\Psi_{f,\theta}$ ein gänzlich anderes Verhalten als bei Verwendung eines einzelnen Filters. Die Diskriminierbarkeit steigt deutlich und macht Drip-Off zur robustesten Druckmusterart unter diesen Bedingungen. Dabei zeigt die Druckmusterart Drip-Off den niedrigsten Median der Intra-Verteilung mit $\tilde{a} = 0,138$. Viscous Fingering weist leicht überlappende Verteilungen und damit einen negativen Abstand δ_{100} zwischen Intra- und Inter-Verteilung auf. Beide Druckmusterarten liefern eine sehr schmale Inter-Verteilung im Vergleich zu den Untersuchungen in Kapitel 5 und im Vergleich zur Druckmusterart Line Variation unter den gleichen Bedingungen. Die Mediane aller Inter-Verteilungen liegen bei Werten unter $\tilde{e} = 0,5$. Insbesondere die Druckmusterart Viscous Fingering sticht an dieser Stelle mit einem Median von $\tilde{e} = 0,337$ deutlich hervor. Die deutlich verringerten Inter-Hamming Distanzen können als Bias interpretiert werden, die Methode „sieht“ eine höhere Ähnlichkeit zwischen den untersuchten Viscous Fingering Druckmustern und keine komplett zufälligen Binärvektoren. Bei der Beurteilung der Ergebnisse dieses Unterkapitels gilt jedoch zu berücksichtigen, dass keine weiterführenden Kombination von Filtern mit spezifischen Frequenzen f und Orientierungen θ untersucht wurden. Zwei der vier verwendeten Orientierungen ($\theta_1 = 0^\circ$ und $\theta_3 = 90^\circ$) sind nach Erkenntnissen aus Abschnitt 5.7 besonders ungeeignet für die Druckmusterart Line Variation und tragen somit zur verminderten Unterscheidbarkeit entscheidend bei.

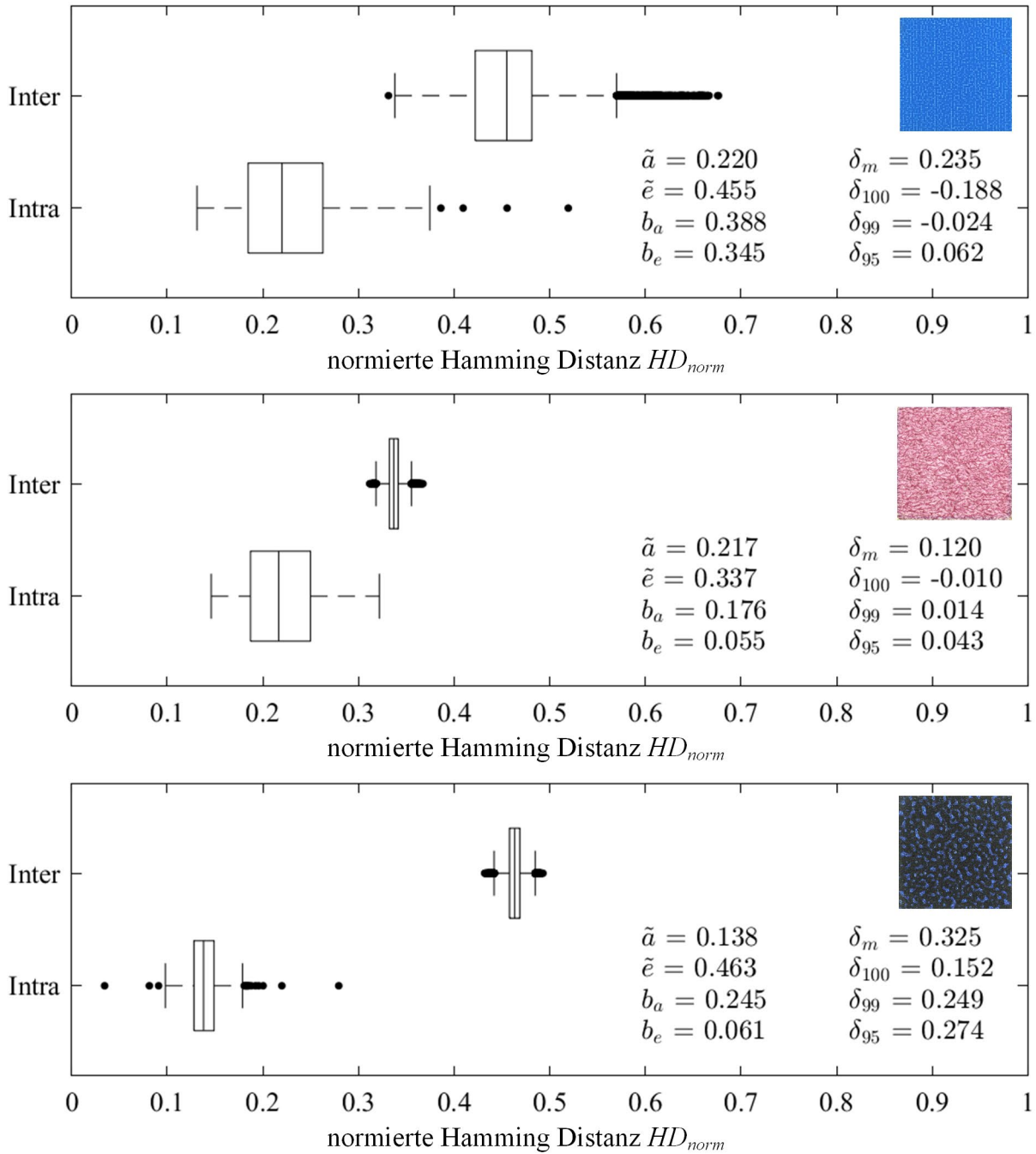


Abbildung 94: Vergleich der verwendeten Druckmuster der drei Druckmusterarten Line Variation (Herstellungparameter siehe Tabelle 1), Viscous Fingering und Drip-Off unter Verwendung eines Filterarrays mit zwölf Gaborfiltern $\Psi_{f,\theta}$ in der Merkmalsextraktion

Die gesteigerte Diskriminierbarkeit bei der Druckmusterart Drip-Off kann möglicherweise mit der vorhandenen Haptik und dem Einsatz der Effektpigmente erklärt werden. Bei Betrachtung der Druckmuster mit bloßem Auge ist die hohe Blickwinkelabhängigkeit der Strukturen und der Effektpigmente zu sehen. Dies hat Einfluss auf das Erscheinungsbild der Effektpigmente bei der Digitalisierung. Eine veränderte Positionierung des Druckmusters

unter der Beleuchtung führt auf einen verstärkten bzw. verminderten Glanz einzelner Effektpigmente. Durch die Verwendung mehrerer Orientierungen θ in der Merkmalsextraktion können diese Schwankungen möglicherweise reduziert werden. Ein Nachweis konnte an dieser Stelle noch nicht erbracht werden.

6.7 Merkmalsextraktion mittels Local Binary Pattern

Neben der frequenzbasierten Merkmalsextraktion ist die Unterscheidbarkeit von stochastischen Strukturen auch mit weiteren Verfahren möglich. Eine Verfahrensklasse, welche eine Identifikation auch unter geometrische Abweichungen durch Skalierung und Rotation ermöglicht, sind Local Binary Pattern (LBP) (Ahonen et al. 2006). Dabei suchen die ausgewählten Algorithmen der Verfahrensklasse nach einer affinen Transformation, welche eine Anzahl signifikanter Bildpunkte vom Eingangsbild auf ein Zielbild abbildet. Abbildung 95 zeigt eine solche Identifikation, bei welcher das Bild eines Drip-Off Druckmusters softwareseitig rotiert und vergrößert wurde.

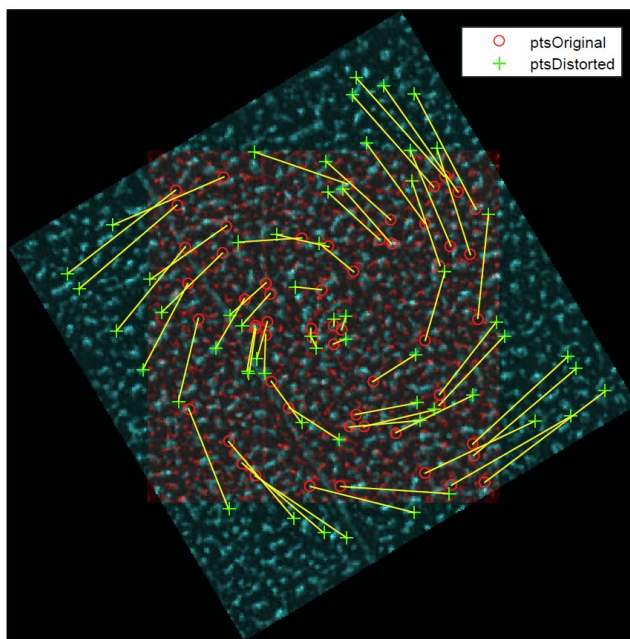


Abbildung 95: Drip-Off Druckmuster, welches nach softwareseitig durchgeführter Rotation und Skalierung mittels Local Binary Pattern identifiziert wird

Die eingezeichneten Linien verbinden die von einem sogenannten Detektor (in diesem Fall SURF) ermittelten signifikanten Bildpunkte zwischen dem Eingangsbild und Zielbild. Der sogenannte Descriptor (in diesem Fall BRISK) findet eine affine Transformation, welche angewandt auf dem Eingangsbild auf das Zielbild führt und bei Invertierung umgekehrt vom

Zielbild das Eingangsbild beschreibt. Das Finden einer affinen Transformation ist gleichbedeutend mit einer Identifikation zu verstehen. Die Berechnung und Darstellung ist einem Beispielskript von *Mathworks* entnommen (Mathworks 2019).

6.8 Stochastik der Druckmuster

Die vorgestellte Methode zur Identifikation stochastischer Druckmuster untersucht anhand von Binärvektoren über die Bildung von Hamming Verteilungen die Stochastik des Prozesses bestehend aus Druckprozess und Bildaufnahme bzw. Bildverarbeitung. Die Fragestellung bzgl. der Stochastik der Druckmuster muss somit um die Kombination aus Druckmuster und zugehöriger Bildverarbeitung erweitert werden, da Parameter wie Signalumfang der Bilddaten, Schwellwerte bei der Binarisierung und Parameter der Merkmalsextraktion großen Einfluss auf die Streubreite der Verteilungen der Intra- und Inter-Hamming Distanz haben. Somit kann keine isolierte Aussage über die Stochastik der Druckmuster gemacht werden. Die wissenschaftliche Fragestellung, ob sich stochastische Druckmuster als Identifikationsmerkmal eignen ist daher immer unter dem Aspekt zu betrachten, dass die Aussagen für eine spezifische Konfiguration von Drucktechnik, Bildaufnahme und Bildverarbeitung getroffen werden. Anders ausgedrückt: Unter einer Vielzahl von gewählten Parametern weisen die optisch erfassten Druckmuster und deren extrahierte Features charakteristische Merkmale von PUFs auf. Die Aussagen können jedoch nicht auf alle möglichen Parameterkombinationen übertragen werden. Anschaulich lässt sich dies am Beispiel der Kameraauflösung verdeutlichen. So können Strukturen nur extrahiert werden, wenn die Druckmuster mit einer entsprechend hohen Abtastrate optisch erfasst werden. Der menschliche Betrachter nimmt die in dieser Arbeit untersuchten Druckmuster und die enthaltenen Strukturen als stochastisch wahr. Generell kann die menschliche Wahrnehmung sich wiederholende Strukturen erkennen (Bruce et al. 2004; Goldstein 2015) und ist insbesondere auf horizontale und vertikale Linien trainiert. Dieses Phänomen wird Oblique-Effekt genannt (Appelle 1972). Selbst für Ratten kann beobachtet werden, dass stochastische von deterministischen Strukturen unterschieden werden können (Sutherland und Williams 1969). Gleichzeitig ist es nicht möglich, algorithmisch Stochastik zu beweisen. Die Wahrscheinlichkeit, dass es sich bei zu prüfenden Binärfolgen um stochastische Binärfolgen handelt, kann lediglich mithilfe von Verfahren wie den statistischen Tests der NIST abgeschätzt werden (Barker 2000). Stochastik kann für die untersuchten Druckmuster somit nicht nachgewiesen werden, jedoch sprechen neben dem stochastischen Erscheinungsbild für den menschlichen Beobachter auch die Ergebnisse dieser Arbeit dafür, dass es sich um stochastische Strukturen und damit stochastische Druckmuster handelt.

7. Zusammenfassung und Ausblick

In dieser Arbeit konnte gezeigt werden, dass sich makroskopisch stochastisch wirkende Strukturen basierend auf 270 Druckmuster mit Methoden aus der biometrischen Erkennung diskriminieren lassen und die zugrunde liegenden Druckprozesse stochastische Effekte erzeugen. Die Druckmusterarten eignen sich somit als Identifikationsmerkmal bzw. Teil eines Identifikationsmerkmals für industrielle Druckprodukte.

In einem ersten Schritt wurden mit Viscous Fingering und Drip-Off zwei aus der Literatur und Praxis bekannte Druckeffekte als potentiell geeignete Druckmusterarten festgelegt, welche in konventionellen Druckverfahren hergestellt werden können. Des Weiteren wurde mit Line Variation eine dritte Druckmusterart entwickelt, welche auch im Inkjetdruck stochastische Effekte erzeugt. Diese hat im Hinblick auf die aktuellen Entwicklungen in der Druckbranche hin zu kleineren und individualisierten Auflagen ein hohes Potential, für welche verstärkt der Inkjetdruck Einsatz findet. Die Druckmusterart Drip-Off bietet dagegen für den Offset eine Lösung zur Serialisierung an, welcher weiterhin das gebräuchlichste Druckverfahren im Verpackungsdruck darstellt.

Zur Identifikation der Druckmuster wurde eine Methode entwickelt, welche zunächst basierend auf der optischen Erfassung von gedruckten Flächen mit einer Größe von rund 1 cm^2 Binärvektoren erzeugt. Hierfür werden in einer mehrstufigen Vorverarbeitung aus den erfassten Eingangsbildern Drehwinkel und Schnittkoordinaten ermittelt, um nach der Konvertierung in Graustufen einheitlich verarbeitete Bilddaten, sogenannte Instanzen, vorliegen zu haben. Mittels Gaborfilterung werden Merkmalsbilder aus den Instanzen extrahiert und nach weiteren Verarbeitungsschritten liegt für jede Bilddatei eines Druckmusters ein Binärvektor vor. Die Binärvektoren werden zu Datenbanken zusammengefasst und über Hamming Distanzen miteinander verglichen. Dabei werden verschiedene Kenngrößen ermittelt, welche sowohl Charakteristika der Intra- und Inter-Verteilung als auch Abstände zwischen den Verteilungen aufgreifen.

Im Zuge der Validierung der Methode wurde ein Standardparametersatz vorgestellt, welcher als Referenz für die Untersuchung einzelner Parameter dient. Unter Anwendung des Standardparametersatzes konnte gezeigt werden, dass bis auf einzelne Ausreißer von Drip-Off Druckmustern eine hinreichende Unterscheidbarkeit für alle drei Druckmusterarten gegeben ist. Dabei wurden einheitliche Parameter für die verwendete Kantenlänge und Auflösung der Instanzen sowie für Wellenlänge und Orientierung in der Gaborfilterung verwendet. Es

existiert somit ein Parametersatz, welcher universell für die Identifizierung der vorgestellten Druckmuster einsetzbar ist. Die im Rahmen der Methodenvvalidierung gewonnenen Erkenntnisse legen jedoch den Schluss nahe, dass eine merkmalspezifische Merkmalsextraktion die Diskriminierbarkeit weiter erhöht. Bei der Untersuchung der Auflösung und Kantenlänge fällt auf, dass maximaler Informationsgehalt im Sinne von größtmöglicher Auflösung und Kantenlänge nicht zu optimalen Resultaten hinsichtlich der Diskriminierbarkeit führt. Allgemeine Erkenntnisse können jedoch nicht abgeleitet werden, da die unterschiedlichen Druckmusterarten unterschiedlich sensitiv für Änderungen von Auflösung und Kantenlänge sind. Die Untersuchung des Einflusses von Wellenlänge und Orientierung bei der Merkmalsextraktion mit Gaborfilterung zeigt, dass die drei Druckmusterarten unterschiedlich große Prozessfenster aufweisen, in denen eine Diskriminierbarkeit gegeben ist. Die Druckmusterarten zeigen dabei unterschiedliches Verhalten. Insgesamt zeigte sich Viscous Fingering als Druckmusterart mit dem größten Prozessfenster und der höchsten Diskriminierbarkeit. Die Druckmusterart Drip-Off hingegen ist makroskopisch für Betrachter diskriminierbar, zeigt jedoch in der Methode die größte Anfälligkeit für Ausreißer und damit die geringste Robustheit gegenüber Schwankungen bei der optischen Bilderfassung.

In der abschließenden Diskussion der Arbeit konnte gezeigt werden, dass sich die Methode auch auf ein anders Messsystem übertragen lässt. Versuche zeigen, dass eine Identifikation durch imitierte Druckmuster im Einzelfall möglich ist. Gleichzeitig ist es nicht gelungen, die Imitate derart zu gestalten, dass die Hamming Distanzen an jene der Originaldruckmuster heranreichen. Eine Authentifizierung kann somit unterbunden werden. Darüber hinaus sind die stochastischen Strukturen der Druckmuster feiner als gebräuchliche Inkjetdrucker zu reproduzieren in der Lage sind. Ein Beobachter kann somit makroskopisch Original von Fälschung unterscheiden. Die Methode wurde mittels quadratischer Druckmuster validiert. Sie ist jedoch so ausgelegt, dass auch andere Farben und Formen der Druckmusterarten prinzipiell unterscheidbar sind. Erkenntnisse deuten darauf hin, dass für den Betrachter nicht makroskopisch erkennbare Strukturen eingesetzt und diese bspw. in farblich homogen wirkenden Flächen eines Druckprodukts versteckt werden können. Dabei gilt zu beachten, dass in der Praxis Identifikationsmerkmale überwiegend in Kombination mit weiteren Merkmalen verwendet werden, um Redundanzen in der Identifizierung zu erhalten. Darüber hinaus sind aus Gründen der benötigten Speicherkapazität und der Fehlerkorrektur deutlich kürzere Binärvektoren anzustreben. Die aktuellen Vektorlängen von bis zu ca. 65.000 Stellen liegen mehrere Größenordnungen über der maximalen Länge, auf welche fehlerkorrigierende Codes wie Fuzzy Extraction angewandt werden können. Ein weiteres Kriterium für den Einsatz in industriell hergestellten Druckprodukten ist die Unterscheidbarkeit von

Druckmustern an identischer Stelle auf dem Druckbogen im Auflagendruck. In Stichproben konnte eine verminderte Robustheit für Viscous Fingering Druckmuster festgestellt werden. Abschließend wurden Alternativen zur vorgestellten Methode aufgegriffen. Mit Local Features wurde eine andere Form der Merkmalsextraktion vorgestellt, welche in Voruntersuchungen ebenfalls eine Identifizierung erlaubte. Daneben kann die Robustheit der Methode durch den in der Literatur gebräuchlichen Einsatz kombinierter Gaborfilter weiter gesteigert werden. Hierfür gilt es jedoch, musterspezifisch die Parameter der Gaborfilter auszuwählen, um eine Verminderungen der Robustheit durch ungeeignete Parameterkombinationen zu vermeiden.

Ein Nachweis, dass im Druckprozess auftretende Effekte tatsächlich stochastisch sind, ist bisher nicht erbracht worden. Die im Rahmen dieser Arbeit vorgestellte Methode zur Identifikation stochastischer Druckmuster bringt erstmals den Nachweis, dass die durch Betrachter makroskopisch als stochastisch empfundenen Druckmuster in Kombination mit der entsprechenden Bildverarbeitung als stochastisch interpretiert werden können. Dabei wurde die Methode mit drei unterschiedlichen Druckmusterarten validiert und kann auf weitere Druckmusterarten angewandt werden. Die Druckmusterarten lassen sich ohne Eingriffe in bestehende Druckprozesse herstellen und damit insbesondere in herkömmliche Druckprodukte integrieren. Die Voraussetzungen für eine Verwendung als Identifikations- und möglicherweise auch Sicherheitsmerkmal sind gegeben.

8. Veröffentlichungen

8.1 Eigene Veröffentlichungen

Artikel in Fachzeitschriften

Bodenstein, Christina; Sauer, Hans Martin; Fernandes, Felipe; Dörsam, Edgar: Assessing and improving edge roughness in pad-printing by using outlines in a one-step exposure process for the printing form. In: Journal of Print and Media Technology, 8 (1) pp. 19-27, ISSN 2414-6250 (Online), 2223-8905 (Print), [Artikel] , (2019)

Schäfer, Julian; Fernandes, Felipe; Dörsam, Edgar: *Robust Fourier-based Focusing method for post-press inspection*. In: Journal of Print and Media Technology, 7 (2) pp. 57 -66. ISSN 2414-6250 (Online), 2223-8905 (Print) [Artikel] , (2018)

Preiss, Jens; Fernandes, Felipe; Urban, Philipp: *Color-Image Quality Assessment: From Prediction to Optimization*. In: IEEE Transactions on Image Processing, 23 (3) pp. 1366-1378, [Artikel] , (2014)

Konferenz- und Tagungsbeiträge

Bodenstein, Christina; Sauer, Hans Martin; Fernandes, Felipe; Dörsam, Edgar; Warsitz, Elisabeth: *Assessing the quality of pad-printed images by evaluating edge sharpness*. 45th International Research Conference of iarigai, 10.09. - 13.09.2017, Warschau, Polen. In: Vol. XLIV(IV) . Darmstadt [Konferenzbeitrag] , (2018)

Fernandes, Felipe; Campanelli, Fabio; Dörsam, Edgar: *On the measurement of the pick-up volume of anilox rollers by fluorescence*. 44th International Research Conference of iarigai, 10.09. - 13.09.2017, Fribourg, Schweiz. In: Vol. XLIV(IV) . Darmstadt [Konferenzbeitrag] , (2017)

Schäfer, Julian; Fernandes, Felipe; Dörsam, Edgar: *Quality Control in Job Printing: adaptable Camera Focus using Power Spectrum*. 44th International Research Conference of iarigai, 10.09. - 13.09.2017, Fribourg, Schweiz. In: Vol. XLIV(IV) . Darmstadt [Konferenzbeitrag] , (2017)

Patentanmeldung

Fernandes, Felipe; Schmitt-Lewen, Martin; Dörsam, Edgar: *Herstellung von Sicherheitskennzeichen*. Heidelberger Druckmaschinen AG. Deutsches Patent- und Markenamt, Amtliches Aktenzeichen 102018205256.5, 09.04.2018.

8.2 Betreute studentische Arbeiten

Bachelorarbeiten

Aguebi, Abdelmonem: *Untersuchungen zu Druckköpfen in industriellen Inkjet-Systemen*, Darmstadt, 2017

Busch, Alexander: *Aufbau, Inbetriebnahme und Optimierung eines Versuchsstandes zur Metallisierung von PET-Flaschen*, Darmstadt, 2017

Campanelli, Fabio: *Optische Untersuchung des Schöpfvolumens von Rasterwalzen unter Ausnutzung von Fluoreszenz*, Darmstadt, 2016

Friedrich, Simon: *Untersuchungen zum Schneiden von Papier mit Laser*, Darmstadt, 2016

Gute, Heike: *Bewertung von Konzepten zur Optimierung der Schnittstelle zwischen Druckmaschine und Weiterverarbeitung*, Darmstadt, 2013

Klassen, Viktor: *Untersuchung der Presskraftverteilung in einer Schneidlage durch einen Pressbalken*, Darmstadt, 2015

Langner, Eric: *Untersuchung des Verhaltens von Druckfarbe und Klischee im Flexodruck mittels optischer Erfassung im Druckspalt*, Darmstadt, 2013

Scheib, Christoph: *Entwicklung einer Projektionseinheit zur optischen Vermessung von Schneidlagen*, Darmstadt, 2015

Witzenberger, Melissa: *Konzeptionierung und Konstruktion eines Versuchsaufbaus zur optischen Erfassung von Papierstapeln*, Darmstadt, 2015

Masterarbeiten

Schäfer, Julian: *Entwicklung eines Workflows zur pixelgenauen Vermessung von Druckbogen*, Darmstadt, 2016

Bergemann, Melissa: *Entwicklung einer Qualifizierungsmethode für die Erzeugung von stochastischen Pattern mittels Inkjet*, Darmstadt, 2018

Studienarbeiten

Balser, Daniel: *Fälschung von gedruckten Sicherheitsmerkmalen*, Darmstadt, 2018

Hübner, Steffen: *Nutzungsszenarien und Sicherheitsstufen von Merkmalen in der Verpackungsindustrie*, Darmstadt, 2016

Forschungsseminare

Bulut, Atalay: *Methoden zur Kantendetektion und Mustererkennung in der Druckindustrie*, Darmstadt, 2014

Kind, Andre: *Methoden und Fluide zur optischen Messung des Schöpfungsvolumens von Rasterwalzen*, Darmstadt, 2016

Kiris, Ali: *Methoden zur Kantendetektion und Mustererkennung in der industriellen Produktion*, Darmstadt, 2014

Ziehl, Frank: *Methoden zur optischen Erfassung und Detektion in der industriellen Praxis*, Darmstadt, 2014

9. Literaturverzeichnis

- Abbott, Steven (2018): *Printing Science: Principles and Practice*. Ipswich, UK: Steven Abbott.
- Abdullah, Mohammed A.M.; Al-Dulaimi, F. H. A.; Al-Nuaimy, Waleed; Al-Ataby, Ali (2011): Efficient Small Template Iris Recognition System Using Wavelet Transform. In: *CiiT International Journal of Biometrics and Bioinformatics* (5), S. 16–27.
- Abramovici; Overmeyer; Winitzer (2010): Kennzeichnungstechnologien zum wirksamen Schutz gegen Prooduktpiraterie. Band 2 der Reihe "Innovationen gegen Produktpiraterie". Hg. v. VDMA. Frankfurt am Main.
- Ahonen, Timo; Hadid, Abdenour; Pietikäinen, Matti (2006): Face description with local binary patterns: application to face recognition. In: *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 28 (12), S. 2037–2041. DOI: 10.1109/TPAMI.2006.244.
- Airhart, Ellen (2018): Random Grooves. These Lava Lamps Guard The Web. In: *Wired* (07), S. 28–29.
- Allied Vision (2017): Mako G DataSheet G-503. Hg. v. Allied Vision. Online verfügbar unter <https://www.alliedvision.com/de/produkte/kameras/kameradetails/Mako%20G/G-503.html>, zuletzt geprüft am 06.02.2019.
- Appelle, Stuart (1972): Perception and discrimination as a function of stimulus orientation: The "oblique effect" in man and animals. In: *Psychological Bulletin* 78 (4), S. 266–278. DOI: 10.1037/h0033117.
- Aristoteles; Zekl, Hans G. (2017): *Physik. Vorlesung über Natur. Erster Halbband. Bücher I–IV. Griechisch-Deutsch*. Hamburg: Felix Meiner Verlag (Philosophische Bibliothek, v.380).
- Armknecht, Frederik; Maes, Roel; Sadeghi, Ahmad-Reza; Standaert, François-Xavier; Wachsmann, Christian (2011): A Formalization of the Security Features of Physical Functions, S. 397–412. DOI: 10.1109/SP.2011.10.
- Balser, Daniel (2018): Fälschung von gedruckten Sicherheitsmerkmalen. Studienarbeit. TU Darmstadt, Darmstadt. Institut für Druckmaschinen und Druckverfahren.

- Barcode Tec IT (2019): Kostenloser Online Barcode Generator: EAN-13. Online verfügbar unter <https://barcode.tec-it.com/de/EAN13?data=114141119191>, zuletzt geprüft am 28.01.2019.
- Barker, Elaine B. (2000): A Statistical Test Suite for Random and Pseudorandom Number Generators for Cryptographic Applications. In: *Faraday Disc.* 115, S. 175–204. DOI: 10.1039/b004041j.
- Biermann, Nils; Rauhe, Hilmar (2003): Verfahren zur Herstellung von Sicherheitskennzeichen. Angemeldet durch Informium AG am 05.02.2003. Veröffentlichungsnr: DE000010304805A1.
- Bornemann, Nils (2013): Characterization and Investigation of Large-Area, Ultra-Thin Gravure Printed Layers. Dissertation. TU Darmstadt, Darmstadt. Institut für Druckmaschinen und Druckverfahren.
- Bruce, Vicki; Green, Patrick R.; Georgeson, Mark A. (2004): Visual perception. Physiology, psychology, & ecology. 4. ed., repr. Hove: Psychology Press.
- Bundesbank, Deutsche (2016): Die Euro-Banknoten. Hg. v. Deutsche Bundesbank. Frankfurt am Main. Online verfügbar unter <https://www.bundesbank.de/de/publikationen/bargeld/die-euro-banknoten-614078>, zuletzt geprüft am 06.02.2019.
- Bundesdruckerei GmbH (2017): Dokumentenfälschung erkennen. Dokumentenprüfsysteme für Sichere Identitäten. Hg. v. Bundesdruckerei GmbH. Berlin. Online verfügbar unter <https://www.bundesdruckerei.de/system/files/dokumente/pdf/Loesungsblatt-Dokumentenpruefung.pdf>, zuletzt geprüft am 06.02.2019.
- Bundesministerium des Innern (2017): Die neue Generation elektronischer Reisepässe für die Bundesrepublik Deutschland. Sicherheitsmerkmale. Hg. v. Bundesministerium des Innern. Berlin. Online verfügbar unter https://www.bmi.bund.de/SharedDocs/downloads/DE/veroeffentlichungen/themen/moderne-verwaltung/ausweise/reisepass-flyer.pdf?__blob=publicationFile&v=3, zuletzt geprüft am 06.02.2019.
- Burger, Wilhelm; Burge, Mark James (2006): Digitale Bildverarbeitung. Eine Einführung mit Java und ImageJ von Wilhelm Burger, Mark James Burge. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg (X.media.press).

- Canny, John F. (1987): A Computational Approach to Edge Detection. In: *Readings in Computer Vision - Issues, Problem, Principles, and Paradigms*, S. 184–203. DOI: 10.1016/B978-0-08-051581-6.50024-6.
- Casademunt, Jaume (2004): Viscous fingering as a paradigm of interfacial pattern formation: recent results and new challenges. In: *Chaos (Woodbury, N.Y.)* 14 (3), S. 809–824. DOI: 10.1063/1.1784931.
- Chaitin, Gregory J. (1975): Randomness and Mathematical Proof. In: *Scientific American* (232), S. 47–52. Online verfügbar unter <http://www.owlnet.rice.edu/~km9/Randomness%20and%20Mathematical.pdf>, zuletzt geprüft am 06.02.2019.
- Chen, Yuqun; Mihcak, Kivanc; Kirovski, Darko (2005): Certifying Authenticity via Fiber-Infused Paper. In: *ACM SiGecom Exchanges* 5 (3).
- Daugman, John (1993): High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence. In: *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* 15 (11), S. 1148–1161. DOI: 10.1109/34.244676.
- Daugman, John (2001): Statistical Richness of Visual Phase Information: Update on Recognizing Persons by Iris Patterns. In: *International Journal of Computer Vision* 45 (1), S. 25–38.
- Daugman, John (2003): The importance of being random: statistical principles of iris recognition. In: *Pattern Recognition* 36 (2), S. 279–291.
- Daugman, John G. (1980): Two-dimensional spectral analysis of cortical receptive field profiles. In: *Vision Research* 20 (10), S. 847–856. DOI: 10.1016/0042-6989(80)90065-6.
- Daugman, John G. (1985): Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters. In: *J. Opt. Soc. Am. A* 2 (7), S. 1160. DOI: 10.1364/JOSAA.2.001160.
- Demant, Christian; Springhoff, Axel; Streicher-Abel, Bernd (2011): Industrielle Bildverarbeitung. Wie optische Qualitätskontrolle wirklich funktioniert. 3., aktualisierte Aufl. Heidelberg [u.a.]: Springer.

Demtröder, Wolfgang (2013): Experimentalphysik 2. Elektrizität und Optik. Berlin, Heidelberg: Imprint: Springer (Springer-Lehrbuch).

Dino-Lite (2018): AM7115MZT - Edge datasheet. Hg. v. Dino-Lite Europe. Online verfügbar unter <https://www.dino-lite.eu/index.php/en/component/k2/item/2861-am7115mzt>, zuletzt geprüft am 06.02.2019.

Dörsam, Edger; Euler, Thorsten; Fergen, Immanuel; Haas, Martin; Kurmakaev, Evgeny; Schmitt-Lewen, Martin; Sonnenschein, Joachim (2012): Herstellung eines Merkmals für die Fälschungssicherheit. Angemeldet durch Heidelberger Druckmaschinen AG am 26.05.2012. Veröffentlichungsnr: DE102012010482A1.

Drupa (2017): Drupa Global Trends. Hg. v. Messe Düsseldorf GmbH. Düsseldorf. Online verfügbar unter https://www.drupa.de/cgi-bin/md_drupa/lib/all/lob/return_download.cgi/4th_Global_Trends_Report_Executive_Summary_DE.pdf?ticket=g_u_e_s_t&bid=2610&no_mime_type=0, zuletzt geprüft am 06.02.2019.

Duden (2019): Zufall, der, zuletzt geprüft am 06.02.2019.

Epson (2019): SureColor-SC-P600-datasheet. Online verfügbar unter <https://www.epson.de/products/printers/inkjet-printers/photo/surecolor-sc-p600#specifications>, zuletzt geprüft am 06.02.2019.

Erhardt, Angelika (2008): Einführung in die Digitale Bildverarbeitung // Einführung in die Digitale Bildverarbeitung. Grundlagen, Systeme und Anwendungen. Wiesbaden: Vieweg+Teubner / GWV Fachverlage GmbH Wiesbaden.

Fernandes, Felipe; Schmitt-Lewen, Martin; Dörsam, Edgar (2018): Herstellung von Sicherheitskennzeichen. Angemeldet durch Heidelberger Druckmaschinen AG am 09.04.2018. Anmeldenr: 102018205256.5.

Fu, X.; Li, Y.; Harrison, R.; Belkasim, S. (2006): Content-based Image Retrieval Using Gabor-Zernike Features. 20-24 August 2006/Hong Kong // ICPR 2006 ; 20 - 24 Aug. 2006, Hong Kong ; [proceedings], S. 417–420. DOI: 10.1109/ICPR.2006.408.

Fuchs, Hans Joachim (Hg.) (2006): Piraten, Fälscher und Kopierer. Strategien und Instrumente zum Schutz geistigen Eigentums in der Volksrepublik China. 1. Aufl. Wiesbaden: Gabler/Financial Times Dtl.

Fujifilm (2019): SAMBA | Technology | Industrial Inkjet Printheads | Fujifilm USA. Online verfügbar unter

https://www.fujifilmusa.com/products/industrial_inkjet_printheads/technology/samba/index.html#features, zuletzt geprüft am 28.01.2019.

Gabor, Dennis (1946): Theory of communication. Part 1. The analysis of information. In: *Journal of the Institution of Electrical Engineers - Part III: Radio and Communication Engineering* 93 (26), S. 429–441. DOI: 10.1049/ji-3-2.1946.0074.

Gan, H. Y.; Shan, Xuechuan; Eriksson, T.; Lok, B. K.; Lam, Y. C. (2009): Reduction of droplet volume by controlling actuating waveforms in inkjet printing for micro-pattern formation. In: *J. Micromech. Microeng.* 19 (5), S. 55010. DOI: 10.1088/0960-1317/19/5/055010.

Glassner, Andrew S. (1995): Principles of Digital Image Synthesis. Burlington: Elsevier Science (The Morgan Kaufmann Series in Computer Graphics).

Göktekin, Cüneyt (10.04.13): Erzeugung und Erkennung von fälschungssicher druckbaren Bildinformationsdaten am 10.04.13. Veröffentlichungsnr: DE102013103613B3.

Goldstein, E. Bruce (2015): Wahrnehmungspsychologie. Der Grundkurs. 9. Auflage. Hg. v. Karl R. Gegenfurtner. Berlin, Heidelberg: Springer (Lehrbuch).

Gonzalez, Rafael C.; Woods, Richard E. (2002): Digital image processing. 2nd ed. Upper Saddle River, N.J.: Prentice Hall.

Haberäcker, Peter (1995): Praxis der digitalen Bildverarbeitung und Mustererkennung. München [u.a.]: Hanser.

Haenselmann, Thomas (2018): 6.1 Bildverarbeitung: Hough Transformation. Online verfügbar unter <https://www.youtube.com/watch?v=8fyWszvPCQE>, zuletzt geprüft am 06.02.2019.

Haghighat, Mohammad; Zonouz, Saman; Abdel-Mottaleb, Mohamed (2015): CloudID. Trustworthy cloud-based and cross-enterprise biometric identification. In: *Expert Systems with Applications* 42 (21), S. 7905–7916. DOI: 10.1016/j.eswa.2015.06.025.

- Hamming, Richard Wesley (1950): Error Detecting and Error Correcting Codes. In: *Bell System Technical Journal* 29 (2), S. 147–160. DOI: 10.1002/j.1538-7305.1950.tb00463.x.
- Heidelberger Druckmaschinen AG (2017): Gallus Labelfire. Hg. v. Heidelberger Druckmaschinen AG. Online verfügbar unter https://www.heidelberg.com/global/media/global_media/products___digital_printing/jpg_20/GallusDCS340_central-lightblue-background_IMAGE_RATIO_2_8.jpg, zuletzt geprüft am 06.02.2019.
- Heidelberger Druckmaschinen AG (2018): Speedmaster CX 75. Online verfügbar unter https://www.heidelberg.com/global/de/products/press/sheetfed_offset/speedmaster_cx_75/product_information_126/speedmaster_cx75.jsp, zuletzt geprüft am 06.02.2019.
- Helfmeier, Clemens; Boit, Christian; Nedospasov, Dmitry; Seifert, Jean-Pierre (2013): Cloning Physically Unclonable Functions. 2-3 June 2013, Austin, TX, USA ; [held as a co-located event at DAC 2013].
- Hoath, Stephen D. (Hg.) (2016): Fundamentals of inkjet printing. The science of inkjet and droplets. Weinheim: Wiley-VCH.
- Hornberg, Alexander (Hg.) (2005): Handbook of Machine Vision. ebrary, Inc. Weinheim: Wiley-VCH.
- Hyndman, Rob J.; Fan, Yanan (1996): Sample Quantiles in Statistical Packages. In: *The American Statistician* Vol. 50 (4), S. 361–365.
- ISO/IEC 18004:2000(E), 15.06.2000: Information technology - Automatic identification and data capture techniques - Bar code symbology - QR Code.
- ITU-R (2011): Studio encoding parameters of digital television for standard 4:3 and wide-screen 16:9 aspect ratios. Online verfügbar unter https://www.itu.int/dms_pubrec/itu-r/rec/bt/R-REC-BT.601-7-201103-I!!PDF-E.pdf, zuletzt geprüft am 06.02.2019.
- Jähne, Bernd (2012): Digitale Bildverarbeitung und Bildgewinnung Bernd Jähne. Berlin [u.a.]: Springer Vieweg.
- Jain, Anil K.; Farrokhnia, Farshid (1990): Unsupervised texture segmentation using Gabor filters. In: *AAECC*, S. 14–19. DOI: 10.1109/ICSMC.1990.142050.

- Jain, Anil K.; Hong, Lin; Bolle, Ruud (1997): On-line fingerprint verification. In: *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* 19 (4), S. 302–314. DOI: 10.1109/34.587996.
- Jones, Judson P.; Palmer, Larry A. (1987): An Evaluation of the Two-Dimensional Gabor Filter Model of Simple Receptive Fields in Cat Striate Cortex. In: *Journal of Neurophysiology* 58 (6), S. 1233–1258.
- Joshi, Prateek (2014): Understanding Gabor Filters. Online verfügbar unter <https://prateekvjoshi.com/2014/04/26/understanding-gabor-filters/>, zuletzt geprüft am 06.02.2019.
- Katzenbeisser, Stefan; Schaller, André (2012): Physical Unclonable Functions. In: *Datenschutz und Datensicherheit* 36 (12), S. 881–885. DOI: 10.1007/s11623-012-0295-z.
- Khalate, Amol A.; Bombois, Xavier; Scorletti, Gérard; Babuska, Robert; Koekebakker, Sjirk; Zeeuw, Wim de (2012): A Waveform Design Method for a Piezo Inkjet Printhead Based on Robust Feedforward Control. In: *J. Microelectromech. Syst.* 21 (6), S. 1365–1374. DOI: 10.1109/JMEMS.2012.2205899.
- Kipphan, Helmut (Hg.) (2000): Handbuch der Printmedien. Technologien und Produktionsverfahren. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Kirovski, Darko (2004): Toward an automated verification of certificates of authenticity. In: *Proceedings of the 5th ACM conference on Electronic commerce*, S. 160–169. DOI: 10.1145/988772.988797.
- Körting, Thales Sehn (2016): How Hough Transform works. Youtube. Online verfügbar unter <https://www.youtube.com/watch?v=4zHbI-fFIII>, zuletzt geprüft am 06.02.2019.
- Kruizinga, Peter; Petkov, Nikolay (1999): Nonlinear operator for oriented texture. In: *IEEE transactions on image processing : a publication of the IEEE Signal Processing Society* 8 (10), S. 1395–1407. DOI: 10.1109/83.791965.
- Kwon, Kye-Si; Kim, Wousik (2007): A waveform design method for high-speed inkjet printing based on self-sensing measurement. In: *Sensors and Actuators A: Physical* 140 (1), S. 75–83. DOI: 10.1016/j.sna.2007.06.010.

- Lancaster, Ian M. (2006): Use and Efficacy of DOVIDs and other Optical Security Devices. In: Proceedings of SPIE / Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers. Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers. Bellingham, Wash.
- Langford, Eric (2006): Quartiles in Elementary Statistics Volume 14 (Number 3). Online verfügbar unter <http://ww2.amstat.org/publications/jse/v14n3/langford.html>, zuletzt geprüft am 10.08.2018.
- Laplace, Pierre Simon (1825): Essai philosophique sur les probabilités. Cambridge: Cambridge University Press (Cambridge library collection. Mathematics).
- Lee, Chih-Jen; Wang, Sheng-De (1999): Fingerprint feature extraction using gabor filters. In: *Electronics Letters* 35 (4), S. 288–290.
- Lee, Tai Sing (1996): Image representation using 2D Gabor wavelets. In: *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* 18 (10), S. 959–971. DOI: 10.1109/34.541406.
- Li, Ming; Vitányi, Paul (1993): An Introduction to Kolmogorov Complexity and Its Applications. New York, NY: Springer New York.
- Litfin, Gerd (Hg.) (2005): Technische Optik in der Praxis. Mit 20 Tabellen Gerd Litfin (Hrsg.). Berlin [u.a.]: Springer.
- Liu, Chengjun; Wechsler, Harry (2002): Gabor feature based classification using the enhanced fisher linear discriminant model for face recognition. In: *IEEE transactions on image processing : a publication of the IEEE Signal Processing Society* 11 (4), S. 467–476. DOI: 10.1109/TIP.2002.999679.
- Lumitronix (2018): LUXEON Z SMD-LED. Online verfügbar unter <https://www.leds.de/lumileds-luxeon-z-smd-led-mit-20x20mm-platine-rgbw-64125.html>, zuletzt geprüft am 18.07.2018.
- Maes, Roel; Verbauwheide, Ingrid (2010): A Discussion on the Properties of Physically Unclonable Functions. In: *TRUST 2010 Workshop*.
- Mathworks (2018): Measure properties of image regions. Hg. v. Mathworks. Online verfügbar unter https://de.mathworks.com/help/images/ref/regionprops.html?s_tid=srchtitle, zuletzt geprüft am 07.02.2019.

- Mathworks (2019): Local Feature Detection and Extraction. Hg. v. Mathworks. Online verfügbar unter <https://de.mathworks.com/help/vision/ug/local-feature-detection-and-extraction.html>, zuletzt geprüft am 07.02.2019.
- mbb Institut GmbH (Hg.) (2013): Strukturwandel in der Druckindustrie. Essen. Online verfügbar unter https://mmb-institut.de/wp-content/uploads/Branchenanalyse_Strukturwandel-in-der-Druckindustrie.pdf, zuletzt geprüft am 07.02.2019.
- Meshgini, Saeed; Aghagolzadeh, Ali; Seyedarabi, Hadi (2013): Face recognition using Gabor-based direct linear discriminant analysis and support vector machine. In: *Computers & Electrical Engineering* 39 (3), S. 727–745. DOI: 10.1016/j.compeleceng.2012.12.011.
- Mosler, Karl; Schmid, Friedrich (Hg.) (2006): Beschreibende Statistik und Wirtschaftsstatistik. 3. Auflage. Berlin: Springer (Springer Lehrbuch).
- Nichia: NFSW157AT. Online verfügbar unter <https://www.leds.co.uk/application/files/5714/9909/4308/NFSW157A.pdf>, zuletzt geprüft am 07.02.2019.
- Nisato, Giovanni; Lupo, Donald; Ganz, Simone (Hg.) (2016): Organic and Printed Electronics. Fundamentals and Applications. s.l.: Pan Stanford Publishing.
- OECD; EUIPO (2016): Trade in Counterfeit and Pirated Goods. Mapping the economic impact. OECD; EUIPO. Paris.
- Opto Engineering (Hg.) (2019): TC13016. Online verfügbar unter <https://www.opto-e.de/media/pdf/TC13016-datasheet-de.pdf>, zuletzt geprüft am 07.02.2019.
- Otsu, Nobuyuki (1979): A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. In: *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.* 9 (1), S. 62–66. DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076.
- Pappu, Ravikanth; Recht, Ben; Taylor, Jason; Gershenfeld, Neil (2002): Physical one-way functions. In: *Science (New York, N.Y.)* 297 (5589), S. 2026–2030. DOI: 10.1126/science.1074376.
- Pedrotti, Frank; Pedrotti, Leno; Bausch, Werner; Schmidt, Hartmut; Pedrotti, Frank L.; Pedrotti, Leno S. (2008): Optik für Ingenieure. Grundlagen. 4., bearb. Aufl. Berlin: Springer.

- Penn, Sharron G.; Norton, Scott M.; Walton, Ian D.; Freeman, Richard G.; Davis, Glenn (2004): Nanobarcodes particles as covert security tags for documents and product security. In: Rudolf L. van Renesse (Hg.): Optical security and counterfeit deterrence techniques V. 20 - 22 January 2004, San Jose, California, USA ; proceedings of Electronic imaging: science and technology ; [Fifth Conference on Optical Security and Counterfeit Deterrence Techniques. Society for Imaging Science and Technology; Conference on Optical Security and Counterfeit Deterrence Techniques; Electronic imaging: science and technology. Bellingham, Wash.: SPIE (SPIE, 5310).
- ISO 12931: Performance criteria for authentication solutions used to combat counterfeiting of material goods.
- Plimmer, Jeremy J. (2006): Choosing Correct Forensic Marker(s) in Currency, Document and Product Protection. In: Proceedings of SPIE / Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers. Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers. Bellingham, Wash.
- Reed; Du Buf (1993): A Review of Recent Texture Segmentation and Feature Extraction Techniques. In: *CVGIP: Image Understanding* 57 (3).
- Reverdy-Bruas, Nadege; Chagas, Lionel; Poletti, Jean-Pascal; Passas, Raphael (2015): Image analysis as a tool to discriminate counterfeit from true 2D printed codes. In: *Journal of Print and Media Technology Research*. DOI: 10.14622/JPMTR-1430.
- Rosen, Joseph; Javidi, Bahram (2001): Hidden images in halftone pictures. In: *Appl. Opt.* 40 (20), S. 3346. DOI: 10.1364/AO.40.003346.
- Saffman, P. G.; Taylor, Geoffrey (1958): The Penetration of a Fluid into a Porous Medium or Hele-Shaw Cell Containing a More Viscous Liquid. In: *Proceedings of the Royal Society of London* 245 (1242), S. 312–329.
- Sauer, Hans Martin; Daume, Dominik; Dörsam, Edgar (2015): Lubrication theory of ink hydrodynamics in the flexographic printing nip. In: *Journal of Print and Media Technology Research* (3-2015).
- Schmid, Mathieu (2006): Optical Security in Ink: an Industry Standard that Continues to Evolve. In: Proceedings of SPIE / Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers. Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers. Bellingham, Wash.

- Schmidt, Ulrich (2013): Professionelle Videotechnik. Grundlagen, Filmtechnik, Fernsehtechnik, Geräte- und Studioteknik in SD, HD, DI, 3D. 6. Aufl. Berlin [u.a.]: Springer Vieweg.
- Schmitt-Lewen, Martin; Sonnenschein, Joachim; Dörsam, Edgar; Euler, Thorsten; Haas, Martin; Kurmakaev, Evgeny (2011): Verfahren zum drucktechnischen Erzeugen einer strukturierten Fläche. Angemeldet durch Heidelberger Druckmaschinen AG am 24.02.2011. Veröffentlichungsnr: DE102011012274A1.
- Schreiner Group (Hg.) (2017): Erstöffnungsschutz. Online verfügbar unter https://www.schreiner-group.com/index.php?eID=tx_cms_showpic&file=1987&md5=8d40d36d2fdef4d09e254803c80cab1ecfd091ec¶meters%5B0%5D=YTo0OntzOjU6IndpZHRoIjtzOjQ6IjgwMG0iO3M6NjoiaGVpZ2h0IjtzOjQ6IjYw¶meters%5B1%5D=MG0iO3M6NzoiYm9keVRhZyI7czo0MToiPGJvZHkge3R5bGU9Im1hcmdpbjowOyBi¶meters%5B2%5D=YWNrZ3JvdW5kOiNmZmY7Ij4iO3M6NDoid3JhcCI7czo0NzoiPGEgaHJlZj0iamF2¶meters%5B3%5D=YXNjcmlwdDpjbG9zZSgpOyI%2BIHwgPC9hPiI7fQ%3D%3D, zuletzt geprüft am 07.02.2019.
- Serrano, Ángel; Diego, Isaac Martín de; Conde, Cristina; Cabello, Enrique (2010): Recent advances in face biometrics with Gabor wavelets. A review. In: *Pattern Recognition Letters* 31 (5), S. 372–381. DOI: 10.1016/j.patrec.2009.11.002.
- Seto, Myron W. L. (2002): Security Solutions: Strategy and Architecture. In: Rudolf L. van Renesse (Hg.): Optical security and counterfeit deterrence techniques IV. Society for Imaging Science and Technology; Conference on Optical Security and Counterfeit Deterrence Techniques; IS&T/SPIE Conference on Optical Security and Counterfeit Deterrence Techniques. Bellingham, Wash.: SPIE (Proceedings of SPIE, 4677).
- Shariati, Saloomeh; Koeune, François; Standaert, François-Xavier (2012): Security Analysis of Image-Based PUFs for Anti-counterfeiting. In: David Hutchison, Takeo Kanade, Josef Kittler, Jon M. Kleinberg, Friedemann Mattern, John C. Mitchell et al. (Hg.): Communications and Multimedia Security, Bd. 7394. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg (Lecture Notes in Computer Science), S. 26–38.
- Shen, Linlin; Bai, Li (2006): A review on Gabor wavelets for face recognition. In: *Pattern Anal Applic* 9 (2-3), S. 273–292. DOI: 10.1007/s10044-006-0033-y.

- Soborski, Michael L. (2013): Unique Identification Information from marked Features am 01.03.2013. Anmeldenr: 13754659.4. Veröffentlichungsnr: EP 2820592 B1.
- Staake, Thorsten; Fleisch, Elgar (2008): Countering Counterfeit Trade [Elektronische Ressource]. Illicit Market Insights, Best-Practice Strategies, and Management Toolbox. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Sutherland, N. S.; Williams, C. (1969): Discrimination of checkerboard patterns by rats. In: *The Quarterly journal of experimental psychology* 21 (1), S. 77–84. DOI: 10.1080/14640746908400199.
- Teschner, Helmut (2008): Fachwörterbuch Digital- und Printmedien. Konstanz: Christiani.
- Theopold, Alexandra (2014): Charakterisierung von Flexodruckformen hinsichtlich der Eignung für die gedruckte Elektronik. Dissertation. TU Darmstadt, Darmstadt. Institut für Druckmaschinen und Druckverfahren.
- Toreini, Ehsan; Shahandashti, Siamak F.; Hao, Feng (2017): Texture to the Rescue. In: *ACM Trans. Priv. Secur.* 20 (3), S. 1–29. DOI: 10.1145/3092816.
- Trautwein (Hg.) (2017): Verschlusssiegel. Online verfügbar unter <https://trautwein.eu/de/kennzeichnungundversiegelung.php>, zuletzt geprüft am 07.02.2019.
- Tukey, John Wilder; Tukey, John W. (1977 // 1997): Exploratory Data Analysis // Exploratory data analysis. Reading MA.: Addison-Wesley (Addison-Wesley series in behavioral science Quantitative methods).
- van Renesse, Ruud (1997): Paper based document security - a review. In: European Conference on Security and Detection - ECOS97 Incorporating the One Day Symposium on Technology Used for Combatting Fraud. European Conference on Security and Detection - ECOS97 Incorporating the One Day Symposium on Technology Used for Combatting Fraud. London, UK, 28-30 April 1997: IEE, S. 75–80.
- VDMA (Hg.) (2016): Traceability als Basis für Industrie 4.0. *VDMA Nachrichten* (1).
- Westfälische Wilhelms-Universität Münster (2019): Zentrum für Wissenschaftstheorie - Der Zufall - wissenschaftlich betrachtet. Online verfügbar unter http://www.uni-muenster.de/Wissenschaftstheorie/veranstaltungen/der_zufall-wissenschaftlich_betrachtet.html, zuletzt geprüft am 07.02.2019.

Wijshoff, Herman (2010): The dynamics of the piezo inkjet printhead operation☆. In: *Physics Reports* 491 (4-5), S. 77–177. DOI: 10.1016/j.physrep.2010.03.003.

Windmüller & Hölscher (2018): Flexodruckmaschine - VISTAFLEX C - Windmüller & Hölscher. Online verfügbar unter <http://www.wuh-lengerich.de/de/printing/druckmaschinen/flexodruckmaschinen/vistaflex-c/>, zuletzt geprüft am 29.03.2018.

Yamamotoya, Kenji; Matsumoto, Hiroyuki (2004): Proposal of qualitative classification for security devices. In: Rudolf L. van Renesse (Hg.): Optical security and counterfeit deterrence techniques V. 20 - 22 January 2004, San Jose, California, USA ; proceedings of Electronic imaging: science and technology ; [Fifth Conference on Optical Security and Counterfeit Deterrence Techniques. Society for Imaging Science and Technology; Conference on Optical Security and Counterfeit Deterrence Techniques; Electronic imaging: science and technology. Bellingham, Wash.: SPIE (SPIE, 5310).

Zapka, Werner (Hg.) (2018): Handbook of industrial inkjet printing. A full system approach. Weinheim: Wiley-VCH Verlag gmbH & Co. KGaA. Online verfügbar unter <http://onlinelibrary.wiley.com/book/10.1002/9783527687169>, zuletzt geprüft am 07.02.19.

A. Anhang

A.1. In *MATLAB* gesetzte Parameter des Inspektorenkits

Parameter	Wert
DeviceModelName	'Mako G-503C'
SerialNumber	'50-0536881744'
IPAddress	'169.254.184.108'
PixelFormat	'RGB8Packed'
Timeout	1500
Acquisition	
AcquisitionFrameCount	1
AcquisitionFrameRateAbs	3
AcquisitionFrameRateLimit	7.168
SensorShutterMode	Rolling
TriggerSelector	FrameStart
TriggerActivation	RisingEdge
TriggerDelayAbs	0
TriggerMode	On
TriggerOverlap	Off
Triggersource	Freerun
Controls	
DefectMaskEnable	True
Gamma	1

Hue	0
Saturation	1
BalanceWhiteAuto	Off
BalanceRatioSelector	Red
BalanceRatioAbs	1.39
BalanceWhiteAutoAdjustTol	5
BalanceWhiteAutoRate	100
BlackLevel	4
BlackLevelSelector	All
ColorTransformationMode	Off
ColorTransformationSelector	RGBtoRGB
ColorTransformationValue	1
ColorTransformationValueSelector	Gain00
DSPSubregionBottom	1944
DSPSubregionLeft	0
DSPSubregionRight	2592
DSPSubregionTop	0
ExposureAuto	Off
ExposureMode	Timed
ExposureTimeAbs	14958
ExposureTimeIncrement	47.958
ExposureAutoAdjustTol	5
ExposureAutoAlg	Mean
ExposureAutoMax	500000
ExposureAutoMin	31

ExposureAutoOutliers	0
ExposureAutoRate	100
ExposureAutoTarget	50
GainSelector	All
Gain	0
GainAuto	Off
GainAutoAdjustTol	5
GainAutoMax	24
GainAutoMin	0
GainAutoOutliers	0
GainAutoRate	100
GainAutoTarget	50
IrisAutoTarget	(Currently not accessible)
IrisMode	(Currently not accessible)
IrisVideoLevel	(Currently not accessible)
IrisVideoLevelMax	(Currently not accessible)
IrisVideoLevelMin	(Currently not accessible)
LensDCDriveStrength	(Currently not accessible)
LensPIrisFrequency	(Currently not accessible)
LensPIrisNumSteps	(Currently not accessible)
LensPIrisPosition	(Currently not accessible)
VsubValue	(Currently not accessible)
GigE	
BandwidthControlMode	StreamBytesPerSecond
GevSCPSPacketSize	1500

NonImagePayloadSize	0
PayloadSize	15077688
StreamBytesPerSecond	115000000
StreamFrameRateConstrain	True
GevTimestampTickFrequency	1000000000
StreamHoldCapacity	4
StreamHoldEnable	Off
ImageMode	
BinningHorizontal	1
BinningHorizontalMode	Sum
BinningVertical	1
BinningVerticalMode	Average
DecimationHorizontal	1
DecimationVertical	1
ReverseX	True
ReverseY	True
SensorDigitizationTaps	(Currently not accessible)
SensorHeight	1944
SensorTaps	(Currently not accessible)
SensorWidth	2592
Info	
DeviceFirmwareVersion	00.01.54.18110
DeviceID	50-0536881744
DeviceModelName	Mako G-503C
DevicePartNumber	6645

DeviceScanType	Areascan
DeviceUserID	[0x0 string]
DeviceVendorName	Allied Vision Technologies
FirmwareVerBuild	18110
FirmwareVerMajor	1
FirmwareVerMinor	54
SensorBits	12
SensorType	Bayer
DeviceStatus	
DeviceTemperature	43.5
DeciveTemperatureSelector	Main
ImageFormat	
Height	1942
HeightMax	1942
ImageSize	15077688
OffsetX	0
OffsetY	0
PixelFormat	RGB8Packed
Width	2588
WidthMax	2588
IO	
StrobeDelay	0
StrobeDuration	0
StrobeDurationMode	Source
StrobeSource	FrameTrigger

SyncInLevels	0
SyncInSelector	SyncIn1
SyncInGlitchFilter	0
SyncOutLevels	0
SyncOutSelector	SyncOut1
SyncOutPolarity	Normal
SyncOutSource	Exposing